

# Universidad Autónoma de Baja California

Facultad de Ingeniería, Arquitectura y Diseño



Maestría y Doctorado en Ciencias e Ingeniería



**Metaheurística multi-objetivo para el problema de rutas de vehículos mixtos, flota heterogénea, ventanas de tiempo y estaciones de recarga**

TESIS

que para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de

DOCTOR EN CIENCIAS

Presenta

**ALMA DANISA ROMERO OCAÑO**

Ensenada, Baja California, Febrero 2022.

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA**

**FACULTAD DE INGENIERÍA, ARQUITECTURA Y DISEÑO**

**MAESTRÍA Y DOCTORADO EN CIENCIAS E INGENIERÍA**

**Metaheurística multiobjetivo para el problema de rutas de vehículos mixtos, flota heterogénea, ventanas de tiempo y estaciones de recarga.**

**TESIS**

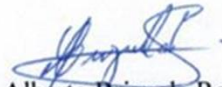
Que para obtener el grado de Doctorado en Ciencias presenta:

**Alma Danisa Romero Ocaño**

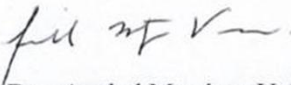
Aprobada por:



Dra. María de los Ángeles Cosío León  
Directora de tesis



Dr. Carlos Alberto Brizuela Rodríguez  
Co-director de tesis



Dra. Anabel Martínez Vargas  
Miembro del comité



Dr. Miguel Enrique Martínez Rosas  
Miembro del comité



Dr. Jesús Everardo Olguín Tiznado  
Miembro del comité

Ensenada Baja California, México. Febrero 2022

**Resumen** de la tesis de **Alma Danisa Romero Ocaño**, presentada como requisito parcial para la obtención del grado de DOCTOR EN CIENCIAS del programa de Maestría y Doctorado en Ciencias e Ingeniería (MYDCI) de la Universidad Autónoma de Baja California (UABC). Ensenada Baja California, México, Febrero 2022.

## **Metaheurística multi-objetivo para el problema de rutas de vehículos mixtos, flota heterogénea, ventanas de tiempo y estaciones de recarga**

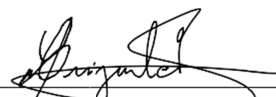
Las leyes y regulaciones gubernamentales sobre el cuidado del medio ambiente, específicamente sobre las emisiones de gases de efecto invernadero, han llevado a las empresas a implementar estrategias para una economía verde, desde la reducción de las emisiones de dióxido de carbono hasta el uso eficiente de los recursos. Existen regulaciones que obligan a las empresas a detener sus vehículos que funcionan con combustible una o dos veces por semana, según la calidad del aire, clasificándolos de acuerdo con los colores y números de sus placas. Una alternativa para superar esta limitación es reemplazar los vehículos detenidos por unidades eléctricas. Sin embargo, este reemplazo puede afectar el rendimiento de la flota. En este trabajo se propone analizar este impacto modelando el enrutamiento de vehículos como un problema de optimización bi-objetivo para estudiar los cambios en la frontera de Pareto aproximada a medida que los vehículos eléctricos reemplazan a los convencionales. Para ello, se evaluó el desempeño de dos algoritmos multiobjetivo NSGA-II y MOEA/D en el problema de rutas de vehículos eléctricos, utilizando una flota heterogénea considerando ventanas de tiempo y estaciones de recargas. Con los indicadores de calidad utilizados, MOEA/D superó a NSGA-II en los resultados obtenidos, por lo que se implementó un algoritmo evolutivo multiobjetivo basado en MOEA/D. Se mejoró este algoritmo al introducir una etapa de posprocesamiento novedosa, simple y efectiva aplicada a cada solución no dominada generada por el algoritmo MOEA/D. Los experimentos computacionales muestran tres resultados principales: i) el algoritmo propuesto optimiza dos objetivos al mismo tiempo, y logra superar los resultados de vanguardia de algunos algoritmos destinados a optimizar solo uno de ellos, ii) el algoritmo mejora casi todos los frentes generados por el MOEA/D, en los casos de prueba resueltos y iii) contrariamente a lo esperado, la cantidad de vehículos convencionales que pueden ser reemplazados sin afectar las trayectorias de las rutas, es grande: entre la mitad y dos tercios del total de vehículos.

**Palabras Clave:** Problema de ruta de vehículos con ventanas de tiempo, flota heterogénea, flota mixta, vehículos convencionales, vehículos eléctricos.



---

Dra. Ma. de los Ángeles Cosío León  
Director de Tesis



---

Dr. Carlos A. Brizuela Rodríguez  
Co-director de Tesis

# Dedicatoria

*A Dios por sus bendiciones durante mi vida, por permitirme cumplir con mis objetivos, por brindarme salud, bienestar y felicidad.*

*A mis padres por el esfuerzo que siempre hicieron durante su vida para que lograra mis objetivos y sueños; segura estoy que algún día volveremos a vernos.*

*A mi esposo **Víctor Manuel** por ser mi compañero de vida y compartir conmigo esta y todas las aventuras que aún nos faltan por vivir; por su apoyo, paciencia, consejos y fortaleza en el logro de este trabajo. Te amo y te admiro.*

*A mis hijas, **Danissa** y **Arlenne**, mis dos princesas que me hacen sentir orgullosa de ser su madre y a quienes agradezco su paciencia y su apoyo, han sido mi motivación más grande para concluir con éxito los estudios de posgrado, un profundo Gracias por no reclamar el tiempo que les he robado por estar en esta labor, por aceptar los cambios y asimilarlos como retos. Su felicidad siempre será la mía, las amo por siempre.*



# Agradecimientos

Quiero expresar mi agradecimiento:

*A mis directores de tesis: **Dra. María de los Ángeles Cosío León, Dr. Carlos Alberto Brizuela Rodríguez**, por su apoyo, exigencias y aportes en el desarrollo del presente trabajo. Sus conocimientos, su paciencia, su orientación, su manera de trabajar y motivación, han sido fundamentales para la culminación de esta tesis*

*A mis sinodales: **Dr. Miguel Enrique Martínez Rosas, Dra. Anabel Martínez Vargas, Dra. Larisa Burtseva y Dr. Jesús Everardo Olguín Tiznado** por sus consejos, críticas y apoyo durante el desarrollo de esta tesis.*

*A los docentes que durante mi estancia en la Universidad, compartieron sus conocimientos y experiencias.*

*Al Tecnológico Nacional de México, que a través del Instituto Tecnológico de Agua Prieta (ITAP), me brindó el apoyo y la oportunidad de realizar los estudios de este posgrado.*

*Al personal de la Universidad Autónoma de Baja California (UABC) de la Facultad de Ingeniería y Diseño, por sus atenciones, amabilidad y disposición para ayudarme.*

*Un agradecimiento especial al personal e investigadores del Centro de Investigación y Desarrollo (CICESE) por sus atenciones y apoyo a través del Dr. Brizuela en el uso de las instalaciones y facilidades otorgadas durante la realización del doctorado.*

*Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por el apoyo económico brindado y a la Facultad de Ingeniería y Diseño de la Universidad Autónoma de Baja California (UABC) por las facilidades otorgadas para la realización de este trabajo.*

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Planteamiento del problema . . . . .	2
1.2. Motivación . . . . .	4
1.3. Objetivo general . . . . .	6
1.4. Objetivos específicos . . . . .	6
1.5. Solución propuesta . . . . .	6
1.6. Contribuciones de la investigación . . . . .	7
1.7. Esquema general de la tesis . . . . .	7
<b>2. Revisión de Literatura</b>	<b>9</b>
2.1. Antecedentes . . . . .	9
2.2. Vehículos eléctricos . . . . .	12
2.2.1. Flota heterogénea . . . . .	13
2.2.2. Flota mixta . . . . .	16
2.3. Optimización multiobjetivo . . . . .	20
2.4. Métodos de solución . . . . .	23
2.4.1. Algoritmos exactos . . . . .	24
2.4.2. Algoritmos heurísticos . . . . .	24
2.5. Algoritmos evolutivos multiobjetivo . . . . .	26
<b>3. Metodología Implementada</b>	<b>28</b>
3.1. Casos de prueba . . . . .	28
3.2. E-FSMFTW: Construcción de soluciones factibles . . . . .	29
3.3. Algoritmos evolutivos aplicados en la solución del E-FSMFTW . . . . .	32
3.3.1. NSGA-II . . . . .	32
3.3.2. MOEA/D . . . . .	35
3.3.3. Evaluación de la calidad de la solución en los algoritmos multi- objetivo . . . . .	37
3.4. Algoritmos para sintonización de parámetros . . . . .	39
3.4.1. Diseño de Experimentos (Desing of Experiments, DOE) Taguchi	40
3.4.2. Algoritmo EVOCA . . . . .	40
3.4.3. T-Adaptativo . . . . .	41
3.5. Algoritmo MOEA/D aplicado al problema E-VRPTWMF . . . . .	42

<b>4. Pruebas y Resultados</b>	<b>50</b>
4.1. Comparación de MOEA/D y NSGA-II para el problema <i>E-FSMFTW</i> .	50
4.2. Sintonización de parámetros . . . . .	55
4.2.1. DOE Taguchi . . . . .	57
4.2.2. EVOCA . . . . .	59
4.2.3. T-Adaptativo . . . . .	59
4.3. Resultados del <i>E-VRPTWMF</i> . . . . .	62
4.3.1. Comparación de resultados obtenidos con los reportados en la literatura . . . . .	63
4.3.2. Comparación del rendimiento de los algoritmos RbyRa y ARa .	68
4.3.3. Remplazo de VCS por VES . . . . .	70
4.3.4. Remplazo de VCs por VEs después del posprocesamiento . . . .	73
<b>5. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>76</b>
5.1. Sumario . . . . .	76
5.2. Conclusiones . . . . .	77
5.3. Trabajo futuro . . . . .	78
5.4. Productos derivados de la tesis . . . . .	78
<b>Anexos</b>	<b>79</b>
A. Soluciones del E-FSMFTW . . . . .	80
B. Resultados en la Sintonización de Parámetros . . . . .	92
C. Resultados de las Mejores Soluciones . . . . .	96
D. Soluciones del E-VRPTWMF resuelto con MOEA/D . . . . .	107
E. Soluciones del E-VRPTWMF resuelto con MOEA/D-RbyR . . . . .	138

# Índice de figuras

1.1. Representación de la variante E-FSMFTW . . . . .	3
1.2. Representación de la variante E-VRPTWMF . . . . .	4
2.1. Técnicas de optimización . . . . .	23
3.1. Diagrama de flujo para construcción de soluciones factibles del E-FSMFTW	30
3.2. Representación de la solución . . . . .	30
3.3. Ejemplo de una solución . . . . .	32
3.4. Cruce de un punto . . . . .	34
3.5. Mutación de intercambio . . . . .	34
3.6. Procedimiento del algoritmo NSGA-II . . . . .	35
3.7. Gráfica de hipervolumen . . . . .	38
3.8. Casos de prueba del Reino Unido . . . . .	42
3.9. Conjunto de soluciones no dominadas . . . . .	45
3.10. Representación gráfica de la carga de la batería en una solución . . . .	46
3.11. Ejemplo de una solución del algoritmo ARa . . . . .	47
3.12. Ejemplo de una solución del algoritmo RbyRa . . . . .	48
4.1. Gráfica del conjunto de soluciones no dominada, 15 clientes . . . . .	52
4.2. Gráfica del conjunto de soluciones no dominadas, 100 clientes . . . . .	53
4.3. Promedio de hipervolumen de los diferentes sintonizadores . . . . .	62
4.4. Gráfica del conjunto de soluciones no dominadas . . . . .	69
4.5. Ejemplo gráfico de una ruta al aumentar la distancia de trayectoria total	70
4.6. Segundo ejemplo de una ruta al aumentar la distancia de trayectoria total	70
4.7. Ejemplo del conjunto de soluciones no dominadas al remplazar VCs por VEs: Caso UK-100-01 . . . . .	71
4.8. Ejemplo del conjunto de soluciones no dominadas al remplazar VCs por VEs: Caso UK-200-02 . . . . .	72
4.9. Conjunto de soluciones no dominadas al remplazar VCs por VEs después del posprocesamiento: Caso UK-100-01 . . . . .	73
4.10. Conjunto de soluciones no dominadas al remplazar VCs por VEs después del posprocesamiento: Caso UK-200-02 . . . . .	74

# Índice de tablas

2.1.	Relación de artículos del VRPTW y E-VRPTW multiobjetivo . . . . .	21
2.2.	Relación de objetivos optimizados en trabajos previos . . . . .	22
3.1.	Características de diferentes métodos de sintonización . . . . .	40
4.1.	Conjunto de soluciones no dominadas, 5 clientes . . . . .	51
4.2.	% HVR, % SND y % de cobertura para distintos casos del E-FSMFTW	54
4.3.	Resultados de métricas aplicadas al resolver el E-FSMFTW . . . . .	56
4.4.	Características de los casos de prueba de 15 clientes . . . . .	57
4.5.	Características de los casos de prueba de 25 clientes . . . . .	57
4.6.	Factores para el DOE Taguchi . . . . .	58
4.7.	Arreglo ortogonal Taguchi, $L_93^{(4-2)}$ . . . . .	58
4.8.	Configuración de los parámetros en el arreglo de Taguchi, $L_93^{(4-2)}$ . .	59
4.9.	Promedio de hipervolumen aplicando el DOE Taguchi . . . . .	60
4.10.	Promedio de hipervolumen de los diferentes métodos de sintonización .	61
4.11.	Promedio general de hipervolumen por cada conjunto de casos de prueba	62
4.12.	Parámetros en el algoritmo MOEA/D . . . . .	63
4.13.	Comparación de los resultados obtenidos en la distancia total de trayec- toria con los conocidos en la literatura . . . . .	64
4.14.	Comparación de los resultados obtenidos con los resultados reportados en la literatura . . . . .	66
4.15.	Promedio del total de rutas . . . . .	67
4.16.	Convergencia de los algoritmos RbyRa y ARa . . . . .	68
A.1.	Conjunto de 168 casos de prueba con flota heterogénea . . . . .	80
A.3.	Conjunto de soluciones no dominadas, 15 clientes . . . . .	81
A.4.	Conjunto de soluciones no dominadas, 100 clientes . . . . .	85
A.2.	Conjunto de soluciones no dominadas, 10 clientes . . . . .	91
B.1.	Promedio de hipervolumen, casos de prueba de 5 y 10 clientes . . . . .	93
B.2.	Promedio de hipervolumen, casos de prueba de 15 y 100 clientes . . . .	94
B.3.	Promedio de hipervolumen, casos de prueba de 100 clientes . . . . .	95

C.1. Soluciones de los 18 casos de prueba en los que se encontró mejor solución en distancia total de trayectoria. . . . .	96
--	----

# Capítulo 1

## Introducción

En este capítulo se presenta de manera general los esfuerzos de diferentes investigadores por atender y resolver los problemas de ruteos de vehículos. A lo largo del capítulo se determinan las variaciones que presenta el problema abordado contra los problemas clásicos, así como también se establece el planteamiento del problema, la motivación de la investigación, objetivos, la solución propuesta y la contribución del presente trabajo.

El mundo es un lugar de recursos limitados y necesidades crecientes, la búsqueda de obtener más con menos es prioridad [1]. Cada día surgen nuevos problemas que deben ser abordados de la mejor manera sin desperdiciar recursos y en el menor tiempo posible [2]. Evolucionar los métodos de solución existentes e incluso crear nuevos métodos que tengan mejores características o solucionen problemas particulares más eficientemente son necesidades actuales que requieren ser atendidas [2].

Las empresas distribuidoras de bienes hoy en día buscan ofrecer un servicio óptimo, nuevos mercados y oportunidades de crecimiento [3]. La mejora en los servicios de transporte y distribución son algunos de sus principales desafíos cuando se interesan en el diseño adecuado de la cadena de abastecimiento, ya que esto les permite reducir costos, cumplir con los requerimientos de sus clientes y evaluar la posibilidad de ampliar mercados [1]. En la actualidad, debido al impulso de las ciudades inteligentes, de las nuevas leyes y los reglamentos relativos a la emisión de gases de efecto invernadero, se han empezado a utilizar los vehículos eléctricos (VEs) en las entregas de bienes [4]. Sin embargo, la limitada capacidad de la batería de estos vehículos hace necesario visitar estaciones de recarga durante los viajes de entrega, bajo este contexto las empresas deben aumentar sus esfuerzos en la planificación logística de sus rutas de distribución [2, 5, 6]. En algunas zonas urbanas se exige al sector privado de transporte de mercancías, implementar flotas que se adapten a los requerimientos en cuanto a emisiones de dióxido de carbono ( $\text{CO}_2$ ) y ruidos, por lo que la alternativa de cambiar su flota a VEs es una opción factible para cumplir estos requerimientos; sin embargo, los precios y las barreras tecnológicas aún presentan limitaciones para tomar la decisión de cambiar una flota de vehículos convencionales (VCs) [5, 7]. El sector del transporte de mercancías es uno de los principales responsables en las emisiones de gases invernadero, se estima que



representa el 25 % de la emisión de CO<sub>2</sub>, y hasta el 50 % de la contaminación total por partículas suspendidas en el aire [8]. De acuerdo con las perspectivas que se presentan en la tecnología y en las legislaciones ambientales, en pocos años dejará de ser una opción la adopción de una flota sin impacto ambiental, a ser una obligación, por lo que la investigación para optimizar los costos de rutas que incluyan VEs se vuelve esencial [9].

## 1.1. Planteamiento del problema

El proceso de mejorar el servicio de transporte en una empresa, implica contar con rutas que minimicen los costos de transporte, por lo que se requiere optimizar este proceso [10]. Uno de los problemas más comunes y estudiados en la optimización de operaciones logísticas, es el problema de rutas de vehículos (VRP, Vehicle Routing Problem) [11]. Estos problemas plantean la búsqueda de la solución óptima tomando en cuenta varias restricciones como lo son: el número de vehículos, capacidad de carga, lugares de destino (clientes) y demanda de los clientes, entre otras [12].

Al formular el VRP se pueden incluir un amplio número de variables y parámetros; además, estos problemas presentan un interés práctico y académico por ser problemas de optimización combinatoria y pertenecer a la clase NP-difícil, que presentan un alto grado de dificultad de resolución debido a las múltiples interrelaciones de sus variables, siendo por esto poco probable que se puedan resolver en tiempo polinomial [12–14]. Los problemas de rutas de vehículos en la realidad relacionan un gran número de restricciones que afectan al modelo que lo describe matemáticamente, convirtiéndolos en difícil de resolver de manera exacta, estas condiciones son por ejemplo la capacidad de carga de batería, en caso de los VE, el costo de transporte y el tamaño del vehículo; las cuales pueden ser iguales para todos los vehículos (homogéneas) o no (heterogéneas); otras condiciones pueden ser el número de depósitos (lugar donde inician y terminan las rutas), la demanda del cliente, el tráfico, la distancia y un factor importante es el tiempo en el cual se deben entregar los productos a los clientes, es decir, un intervalo de tiempo en el que el cliente desea recibir su producto; en la literatura este intervalo es conocido como ventana de tiempo [12].

En esta investigación se aborda el problema de rutas de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW, Vehicle Routing Problem with Time Windows) estudiado por primera vez por Pullen y Web en 1967 [15], en sus siguientes variantes:

- La primera variante es el problema de rutas de VEs con ventanas de tiempo, estaciones de recarga y flota heterogénea (E-FSMFTW, Electric Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem with Time Windows and Recharging Stations) [5]. El problema consiste en diseñar el conjunto de rutas que proporcionen el menor costo posible al recorrer un conjunto de clientes que se encuentran distribuidos geográficamente, satisfaciendo una demanda conocida para cada uno de ellos; visitando a cada cliente una sola vez, dentro de su ventana de tiempo. Se considera una flota de VEs heterogéneos, es decir, vehículos con diferentes costos, tamaños y capacidades de batería. Los VEs visitan las estaciones de recarga de batería en

caso de ser necesario.

De forma gráfica, un ejemplo de esta variante se muestra en la Figura 1.1, donde los clientes se representan por círculos dispersos, los diferentes caminos que se tienen para llegar a ellos son ejemplificados por las líneas azules, las estaciones de recarga (triángulos verdes), pueden ser visitadas o no dependiendo de la carga de la batería del VE durante el trayecto, cada cliente  $i$  es atendido dentro de su ventana de tiempo  $[e_i, l_i]$ . Aplicando un algoritmo de solución se encuentran las rutas con menor costo, las cuales se muestran con líneas resaltadas en negro; visitando a todos los clientes, atendiendo la demanda de cada uno de ellos con una flota de VEs heterogénea.

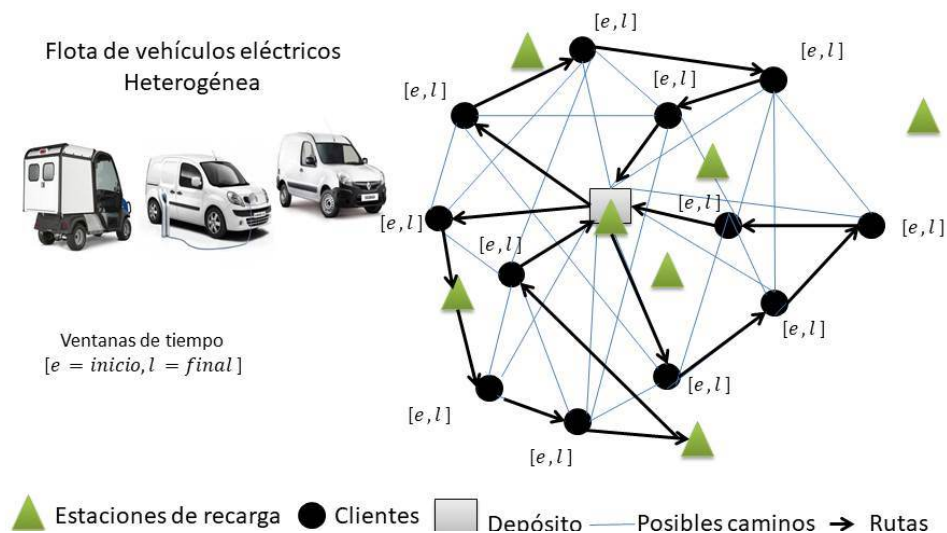


Figura 1.1: Representación de la variante E-FSMFTW

- La segunda variante es el problema de rutas de vehículos con ventanas de tiempo considerando una flota mixta compuesta por VEs y VCs (E-VRPTWMF, Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows and Mixed Fleet) [16]. La diferencia de esta variante con el E-FSMFTW, consiste en que al solucionar este problema se considera una flota homogénea en cuanto a capacidad de carga, costos y tamaños, pero conformada por una flota mixta de VEs y VCs; el resto de restricciones para el diseño de las rutas permanecen iguales, ver Figura 1.2.

En ambos problemas se optimizaron dos objetivos simultáneamente. La optimización simultánea de varios objetivos en conflicto es uno de los problemas más frecuentes en la ciencia y la ingeniería, se les conoce como Problemas de Optimización Multiobjetivo (POMs) [17]. A diferencia de los problemas donde se optimiza un solo objetivo, los POMs no poseen una sola solución, sino un conjunto de soluciones que representan los diferentes compromisos entre los objetivos. Los objetivos que se optimizan en esta

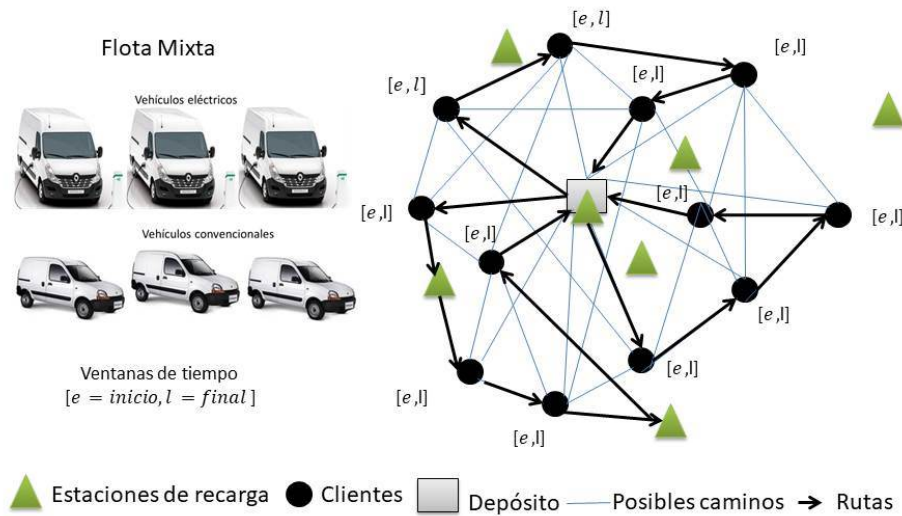


Figura 1.2: Representación de la variante E-VRPTWMF

investigación son la distancia total de trayectoria y el tiempo de espera total generado al llegar atender al cliente antes del tiempo de inicio de su ventana.

Al resolver el E-VRPTWMF se evalúa la variación de los objetivos optimizados al reemplazar VCs por VEs, y considerando las restricciones de circulación vehicular de los VCs, se analiza el impacto en el frente de Pareto aproximado conforme los VEs vayan sustituyendo a los VCs.

## 1.2. Motivación

El  $CO_2$  es considerado uno de los gases más contaminantes de la atmósfera y uno de los mayores problemas ambientales de América Latina [18]. Según la Agencia Internacional de Electricidad, el sector del transporte ocupa el segundo lugar en la contribución de gases de efecto invernadero, con el 23% de las emisiones globales de  $CO_2$  en 2014 [19, 20], aumentando a 24% en 2017 [21], debido principalmente a la gran cantidad de VCs en circulación [19, 22]. En varios países se han establecido esquemas obligatorios con el objetivo de minimizar las emisiones de  $CO_2$  en el área de transporte, como el Sistema de Transporte Inteligente de Japón, que ha implementado sistemas de red avanzados, para aumentar la seguridad, optimizar el tráfico, establecer una guía de peatones y además como soporte a los vehículos de emergencia [23]. En los EE. UU. se utiliza el programa *Smart-way*, y en los Países Bajos se implementó el programa *Lean a Green* con el objetivo de medir y reducir las emisiones de  $CO_2$  [24]. Por lo que varias organizaciones están comenzando a medir sus huellas de  $CO_2$  con el fin de que el impacto ambiental de sus actividades sean monitoreadas [3, 25]. Los gobiernos están considerando estrategias para reducir emisiones a la atmósfera y reducir la contaminación ambiental, por lo tanto,

hay un interés cada vez mayor en la logística verde de las empresas y los gobiernos [25].

Varias ciudades del mundo, como Atenas, São Paulo, Ciudad de México, Bogotá, Santiago de Chile, San José de Costa Rica y La Paz (Bolivia), restringen la circulación de un porcentaje de vehículos cada día. Normalmente, la restricción se basa en el último dígito del número de la placa vehicular; se establece un calendario semanal donde algunos días de la semana se restringe la circulación de vehículos según el último dígito de su matrícula, logrando una reducción teórica del 20 % del número de vehículos en circulación [26,27]. En algunas ciudades se considera más de un dígito del número de matrícula en la restricción de tráfico o, establecen un calendario semanal donde los vehículos no circulan dos o más días, con el fin de reducir aún más los niveles de contaminación del aire [28].

En México dicha restricción de circulación es administrada por la Secretaría del Medio Ambiente bajo el nombre de “hoy no circula”, su estrategia es establecer un calendario para determinar el día de la semana que no circula un vehículo en función de su nivel de emisiones de  $CO_2$  y el último dígito de su número de placa vehicular [27,29]. Están exentos los taxis, autobuses, vehículos de emergencia, así como vehículos comerciales que funcionan con gas propano y vehículos comerciales que transportan productos perecederos [28]. Sin embargo, empresas que necesitan distribuir sus productos no están exentas, y este impedimento a la circulación de un número determinado de vehículos de la flota de una empresa, puede afectar la calidad del servicio a sus clientes al no poder satisfacer la demanda de todos ellos [29].

El sector automotriz ha venido realizando grandes esfuerzos para desarrollar alternativas de automóviles que reduzcan el uso de combustibles, ya sea por el aumento del costo en el mercado, o la tendencia actual del cuidado del medio ambiente [7,30–32]. La mayoría de los vehículos en la actualidad funcionan por combustión interna generando un alto impacto sobre el medio ambiente a través de la emisión de gases de efecto invernadero. Los VEs son una alternativa que ha venido ganando importancia y popularidad [33]. Bajo este contexto, en este trabajo se evalúan los efectos de reemplazar VCs por VEs, considerando las restricciones de operación del E-VRPTWMF como un problema de optimización multiobjetivo y se analiza el impacto en el frente Pareto aproximado que se presenta al reemplazar los VCs por VEs, a partir de soluciones creadas solo con VCs. Como se menciona anteriormente los objetivos que se optimizan son la distancia total de trayectoria y el tiempo de espera total generado al llegar atender al cliente antes del tiempo de inicio de su ventana. La motivación para optimizar estos objetivos es porque se ha demostrado que ambos objetivos representan entre el 10 % y el 20 % del costo total de los bienes de una empresa; al optimizarlos se logran ahorros en costos de recursos humanos, un mayor número de clientes se sirven a un costo menor y los costos relacionados con el seguro y los impuestos se minimizan [12,33–36]. Los objetivos se optimizan primeramente en los VC, con ello se considera el mejor escenario, dado que el tiempo de carga de combustible fósil no impacta en los tiempos de entrega. Una vez realizado este análisis, se inicia el proceso de sustitución de VC con VE, con el fin de medir el impacto de esta sustitución.

### 1.3. Objetivo general

Desarrollar una metodología basada en una metaheurística multiobjetivo para diseñar rutas con una flota mixta, ventanas de tiempo y estaciones de recarga, que permita analizar el impacto en el frente Pareto aproximado al remplazar gradualmente vehículos convencionales por eléctricos.

### 1.4. Objetivos específicos

- Comparar los algoritmos multiobjetivo: MOEA/D y NSGA-II y determinar cuál presenta mejor desempeño en la solución del E-FSMFTW.
- Evaluar distintas técnicas de sintonización de parámetros en el algoritmo que presente mejor desempeño en la solución del E-FSMFTW.
- Proponer una metodología de análisis para el remplazo de vehículos convencionales por eléctricos, bajo las restricciones del VRPTW.
- Determinar el impacto en el conjunto de soluciones no dominadas obtenidas al sustituir VCs por VEs optimizando la distancia total de trayectoria y el tiempo total de espera.

### 1.5. Solución propuesta

Para el cumplimiento de los objetivos de estudio de este trabajo, se propone resolver los problemas E-FSMFTW y el E-VRPTWMF, como un modelo bi-objetivo, optimizando de forma simultánea la distancia total de trayectoria y el tiempo de espera. Se inicia con la construcción de soluciones factibles implementando heurísticas de construcción, después se resuelve el problema E-FSMFTW con dos metaheurísticas evolutivas multiobjetivo: Multi-objective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition (MOEA/D) [37] y Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) [38], ambas metaheurísticas con una amplia aplicación en la literatura. Se evalúa cuál de ellas presenta mejor desempeño en el problema E-FSMFTW, utilizando varias métricas de optimización multiobjetivo. Para la solución del E-FSMFTW se utilizaron los casos de prueba introducidos por Hiermann et al. [5].

Una vez evaluado el desempeño de los algoritmos MOEA/D y NSGA-II, se realiza la sintonización de parámetros del algoritmo propuesto basado en la metaheurística MOEA/D, utilizando dos técnicas muy conocidas en la literatura: el diseño de experimentos Taguchi [39] (DOE Taguchi) y el algoritmo EVOCA [40]; además, se evaluaron los parámetros con una técnica estudiada en este trabajo que se llamó T-adaptativo.

El problema E-VRPTWMF se resuelve con una flota mixta de VCs y VEs [16]. Para iniciar se obtienen soluciones no dominadas al resolver el problema con el algoritmo

MOEA/D considerando solo VCs. A partir de este conjunto de soluciones se analiza cada una de ellas, clasificando las rutas que exceden la capacidad de la batería de un VE y las que no. A las rutas que excedieron la capacidad de la batería se les resuelve con VEs introduciendo dos algoritmos para obtener resultados: i) todas las rutas (ARa), que consiste en juntar todos los clientes de las rutas en un solo arreglo, al que se le aplica MOEA/D, obteniendo como resultado final un conjunto de soluciones no dominadas. ii) Ruta por ruta (RbyRa), en este algoritmo se aplica MOEA/D considerando VEs a cada una de las rutas que excedieron la capacidad de la batería, se generan todas las posibles soluciones y se determinan aquellas que no son dominadas. Una vez que se analiza cuál de los dos algoritmos propuestos proporciona mejor desempeño para los objetivos optimizados en el problema E-VRPTWMF, se procede a estudiar y analizar el comportamiento del conjunto de soluciones no dominadas al ir reemplazando VCs por VEs. Para dar solución a esta variante del VRPTW se utilizaron los casos de prueba introducidos por Goeke y Schneider [16].

## 1.6. Contribuciones de la investigación

Los aportes principales de este trabajo de investigación son los siguientes:

- Se realiza una comparación del rendimiento de dos algoritmos multi-objetivo de última generación en la solución del E-FSMFTW.
- Dos heurísticas de construcción son evaluadas para obtener soluciones factibles
- Una nueva técnica de posprocesamiento para mejorar el rendimiento del algoritmo MOEA/D.
- Una técnica para analizar el impacto en el frente Pareto aproximado al reemplazar gradualmente los VCs por VEs a partir de soluciones obtenidas con VCs.

## 1.7. Esquema general de la tesis

El presente documento consta de cinco capítulos que describen el trabajo realizado y los resultados experimentales obtenidos. A continuación, se describe de forma breve el contenido de los siguientes capítulos.

En el Capítulo 2, se presenta la literatura relacionada con los problemas de rutas de vehículos que incluyen ventanas de tiempo, flota mixta y heterogénea, iniciando con los antecedentes y explicando las dos variantes que se abordan en este trabajo: E-FSMFTW y E-VRPTWMF. Se presentan los modelos matemáticos que los definen y en los que se basan los algoritmos que se proponen en esta investigación. En este capítulo además, se describen formalmente en qué consisten los problemas de optimización multiobjetivo y las metaheurísticas más utilizadas en la solución de los problemas de rutas de vehículos, principalmente las metaheurísticas MOEA/D y NSGA-II exploradas en este trabajo.

En el Capítulo 3 se describen los casos de prueba utilizados, se presentan las diferentes fases realizadas en la investigación, iniciando con la forma en que se construyen soluciones factibles y se adaptan a los algoritmos MOEA-D y NSGA-II. Se explica el procedimiento que se sigue para la sintonización de parámetros del algoritmo propuesto basado en MOEA/D. Se describen los dos algoritmos propuestos para resolver el problema con flota mixta de VCs y VEs y se detalla el procedimiento propuesto para el remplazo gradual de VCs por VEs.

En el Capítulo 4, se presentan los resultados obtenidos y su análisis en cada una de las fases de la investigación, analizando el comportamiento del conjunto de soluciones no dominadas al remplazar VCs por VEs.

Finalmente, en el Capítulo 5, se presentan las conclusiones de los resultados obtenidos y su relevancia, así como los trabajos futuros a desarrollar como consecuencia de la presente investigación.



# Capítulo 2

## Revisión de Literatura

En este capítulo se hace una revisión de la literatura relacionada con los VRP, detallando los antecedentes y la descripción del E-FSMFTW y el E-VRPTWMF. Además, se hace una revisión de los algoritmos genéticos multiobjetivo, orientada principalmente a los algoritmos NSGA II y MOEA/D.

### 2.1. Antecedentes

En la actualidad los modelos de investigación de operaciones son ampliamente aplicados en las empresas, para maximizar beneficios, minimizar costos, maximizar utilidades, maximizar ventas, minimizar retorno de inversión, maximizar satisfacción al cliente, asignación de tareas en producción; minimizar costos de transporte [4].

Los problemas de optimización de rutas de distribución de productos o servicios, iniciaron en 1956, se fundamentan en una generalización del problema del agente viajero (TSP, Travelling Salesman Problem) [41]; es llamado así porque se describe en términos de un agente vendedor que debe visitar una cantidad determinada de ciudades en un solo viaje, de tal forma que inicie y termine en el mismo lugar. Los VRP [11], consideran aspectos adicionales del mundo real, han sido explorados a través de los años, presentando diversas variantes [42, 43]; entre las que sobresale el VRPTW, introducido en 1967 por Pullen and Webb [15].

El VRPTW es abordado en esta investigación considerando una flota mixta de VEs y VCs, se considera además una flota heterogénea en cuanto a capacidad de peso, capacidad de carga de batería y costos. Bajo este contexto, se presenta una revisión de literatura de tres diferentes vertientes, (1) vehículos eléctricos, (2) flota heterogénea al resolver el VRPTW, y, (3) trabajos relacionados con una flota mixta de VCs y VEs.

La primera referencia que se conoce del VE data en el siglo XIX, época en donde las investigaciones relacionadas con el electromagnetismo avanzaban con rapidez [44]. El primer VE aparece en 1838, introducido por Robert Davidson que logró desplazar una locomotora sin usar carbón ni vapor. Entre los años 1832 y 1839 se inventó un primer vehículo cuya batería no era recargable. Aprovechando la fama del VE en 1907, la com-

pañía Detroit Electric Car, comenzó a producir VEs de batería a base de plomo-ácido recargables [45].

En 1911, Thomas Edison incorpora baterías de níquel-hierro y tanto él, como Henry Ford, hicieron inversiones en los VEs pronosticando un gran futuro. El VE empezó a adquirir gran importancia por su simplicidad, habilidad y autonomía razonable para la época, el precio era aceptable por la burguesía [46], además, los vehículos de combustión eran muy contaminantes, sucios, ruidosos y requerían gasolina para funcionar. Sin embargo, el desarrollo del motor de combustión, la aparición de la cadena de montaje con el ford modelo T [47] y la irrupción del petróleo barato, dieron predominancia al vehículo de combustión [46], llevando al VE a desaparecer hasta mediados de los años 60.

La investigación sobre VEs ha progresado en varios aspectos: en la tecnología de la batería, en optimizar rutas y en la disminución de contaminación [48]. Investigaciones sobre VEs se pueden consultar en [4], donde el autor introduce el área de logística verde y describe algunos de los problemas relacionados con VEs. En [25], los autores destacan la contribución de la investigación operativa a la logística verde. Una discusión de los VEs en la distribución de bienes y productos, exponiendo además el futuro de los VEs es presentada en [32]. Un resumen de trabajos y ejemplos de diferentes problemas de optimización de rutas con VEs se presentan a detalle en [12].

Al-Ghazzawi, et al. [49], presentan un documento que identifica y revisa varios desafíos de investigaciones relacionadas con la introducción de los VEs en las actividades de logística y transporte, incluyendo: a) aspectos relacionados con el medioambiente; b) cuestiones estratégicas de planificación y operación asociadas a VEs normales y VEs basados en hidrógeno. Analizan además cómo la introducción de VEs en los sistemas de logística y transporte generan nuevas variantes del VRP.

Actualmente, proporcionar soluciones de transporte ecosostenibles representa uno de los avances más significativos hacia el diseño de ciudades inteligentes en las que la atención se centra principalmente en la calidad de vida de los ciudadanos [25]. Con este fin, los VEs desempeñan un papel clave, son menos ruidosos que los tradicionales vehículos de motor de combustión interna y garantizan nulas emisiones nocivas de CO<sub>2</sub>; estas ventajas conducen a una sostenibilidad ambiental [3].

El VRPTW [15], que considera una flota de VEs y estaciones de recarga (E-VRPTW, Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows) es estudiado en el trabajo de Schneider et al. [6], los autores incorporan la posibilidad de recargar la batería de los VEs en cualquiera de las estaciones de recarga disponibles. Como método de solución presentan una heurística híbrida que combina un algoritmo de búsqueda de vecindario variable [50], con una heurística de búsqueda Tabú [51], utilizan el conjunto de casos de prueba diseñados para el E-VRPTW [52], basados en los casos de Solomon [53].

Li-ying y Yuan-bin [54], presentan un trabajo considerando múltiple recarga, denominado carga múltiple de VEs en el VRPTW. Reportan soluciones para el problema considerando que se cuentan con múltiples estaciones de recargas, necesarias en la construcción de las rutas. Los autores utilizan una heurística híbrida que incorpora una búsqueda de vecindad variable adaptativa con el algoritmo de búsqueda Tabú. Generan nuevos

casos de prueba basados en los propuestos por Davis y Figliozz [55].

El trabajo realizado por Keskin y Catay [2], resuelven el E-VRPTW considerando recargas parciales de la batería, es decir, que los vehículos durante su trayectoria tienen la posibilidad de visitar estaciones de recarga y recargar sus baterías sin necesidad de llegar al 100 % de la capacidad de carga; formulan el problema como un programa lineal entero mixto y desarrollan un algoritmo basado en la búsqueda adaptativa de vecindario.

La segunda vertiente de esta investigación está relacionada con el análisis del VRP con flota heterogénea. Estos problemas que consideran diferentes tipos de vehículos en el diseño de rutas fue introducida por Golden et al. [56], quienes consideran un número ilimitado de vehículos con costos de adquisición fijos y costos variables, el problema es conocido como tamaño de flota heterogénea con costos fijos, además introducen casos de prueba de diferentes tipos de vehículos con costos y capacidades variadas. En 1999, se replantea el FSMF por Liu y Shen [57], considerando las ventanas de tiempo, los autores utilizan como referencia los casos de prueba de Solomon [53], e introducen tres clases de vehículos (A,B,C) que varían de 3 a 6 tipos de vehículos con diferentes costos y capacidades, presentan soluciones utilizando la heurística de ahorros de Clarke y Wright Savings [58]. Hoff et al. [59] presentan un análisis de la flota heterogénea en las empresas, y una revisión de trabajos relacionados introducidos en la literatura. Con el objetivo de minimizar los costos totales de transporte, Repoussis y Tarantilis [60] proponen un nuevo enfoque de solución de programación de memoria adaptativa para el VRPTW y tamaño de flota heterogénea. El VRPTW abordado como multiobjetivo considerando una flota heterogénea y multidepósitos es abordado por Guezouli y Abdelhamid [61], donde los autores proponen un algoritmo nuevo en codificación y estructura basándose en un algoritmo genético.

En lo que respecta a la tercera vertiente, relacionada con las investigaciones que estudian los problemas con flota mixta con VCs y VEs, Davis y Figliozz [55] presentan un nuevo modelo integrando restricciones de enrutamiento como: perfiles de velocidad, consumo de energía, y costos de propiedad de los vehículos; aplican el modelo al estudio de la competitividad de tres vehículos comerciales: un camión diésel convencional y dos marcas de VEs.

Goeke y Schneider [16] proponen solución al E-VRPTW MF, considerando una flota compuesta por VEs y VCs comerciales, y, contrariamente a los modelos de rutas existentes para los VEs los autores suponen el consumo de energía como un modelo realista de consumo de energía que incorpora velocidad, gradiente del terreno y distribución de carga. Para reportar soluciones al problema desarrollan un algoritmo de búsqueda de vecindario.

Una aplicación en datos reales, considerando una flota mixta heterogénea, compuestos de VCs y VEs con distintas capacidades de batería y costos, es introducido en [62], donde los autores consideran que los VEs están sujetos a las estaciones de recarga disponibles y pueden recargarse parcialmente. Abordan el problema con los objetivos de minimizar el número de vehículos empleados, reducir al mínimo los viajes y los gastos de carga.

La más reciente investigación [63] sobre flota de vehículos mixtos, propone una versión híbrida del algoritmo de búsqueda de vecindarios, con el objetivo de reducir los costos derivados de las operaciones de enrutamiento y recarga de batería, el trabajo introduce un modelo de consumo de energía en el que varios aspectos realistas son considerados.

## 2.2. Vehículos eléctricos

De acuerdo con Yilmaz y Krein [64] existen tres tipos de VEs: el primer tipo, un VE híbrido que tiene la posibilidad de funcionar con un motor eléctrico y uno de combustión interna según las condiciones de manejo; el segundo tipo de VE es un vehículo híbrido con posibilidad de recargar su batería eléctrica desde una fuente externa, a los cuales se les conoce como VEs enchufables; el tercer tipo, corresponde a los vehículos puramente eléctricos, en los que la batería eléctrica requiere ser recargada a partir de una fuente externa.

Estudios sobre las ventajas y desventajas de cada tipo de motor eléctrico y los tipos de baterías recargables pueden consultarse en [21, 32, 64–67]. Conrad y Figliozzi [68] introducen la primera formulación de los VEs en los VRP, permitiendo recargas de la batería del vehículo a la mitad del recorrido en las ubicaciones de los clientes. En el VRPTW, los VEs son introducidos en la investigación presentada por Schneider et al. [6], los autores incorporan la posibilidad de recargar la batería en cualquiera de las estaciones de recarga disponibles, utilizando un esquema de recarga adecuado. Los autores, como método de solución presentan una heurística híbrida que combina un algoritmo de búsqueda de vecindario con una heurística de búsqueda Tabú; además, diseñan casos de pruebas para el E-VRPTW. A través del tiempo las investigaciones en el E-VRPTW han presentado estudios con una variedad de restricciones y métodos de solución [2, 7, 9, 16, 30–32, 48, 54, 69–75].

En una de las más recientes investigaciones relacionadas con los E-VRPTW, se aborda el problema considerando un esquema llamado baterías móviles, es decir, se considera cambiar la batería agotada por una completamente cargada en algún lugar de la ruta, adonde se acudirá a proporcionarle el servicio al VE [76].

Una nueva formulación del problema de generación de rutas del E-VRPTW considerando la función de carga de batería no lineal es presentado por Li et al. [77]. El E-VRPTW considerando la tasa de consumo de energía/electricidad por unidad de distancia recorrida por un VE en función de la velocidad y carga, fue estudiado por Xiao et al. [19]. Un análisis de las investigaciones relacionadas con VEs, algoritmos para su solución y las tendencias futuras se pueden consultar en [78]. En [79], los autores presentan un análisis del porqué los VEs no tuvieron éxito en años anteriores, y evalúan qué tan probable es que se conviertan en un éxito sostenible en un futuro, mencionan que el mercado de los VEs está ganando mucho impulso y es posible que estemos cerca del punto de no retorno para un despliegue sostenido de VEs en el mercado masivo. Realizan además un análisis de fortalezas, debilidades, oportunidades y amenazas en donde indican que los diseños actuales de los VEs están tecnológicamente a la par o mejor que

las alternativas convencionales.

En la exploración realizada en la literatura, existen referencias del problema VRPTW considerando una flota heterogénea compuesta por vehículos con diferentes características en cuanto a capacidades de carga de peso, carga de batería y diferentes costos; sin embargo, algunos autores se refieren a la flota de vehículos con las diferentes características mencionadas anteriormente como flota mixta [5, 56, 57, 61, 80–84], y otros autores llaman flota mixta aquella compuesta por vehículos de diferentes tipos como convencionales, híbridos, y eléctricos [8, 16, 62, 63, 85, 86]. Con el fin de evitar confusión, en nuestro trabajo se considera flota heterogénea a la flota compuesta por vehículos con diferentes características como capacidades de peso, costos y capacidades de carga de batería en casos de ser eléctricos; y, como flota mixta, se considera a la flota compuesta por VEs y VCs.

### 2.2.1. Flota heterogénea

El problema E-FSMFTW se describe como un conjunto de clientes  $C$ , un conjunto de estaciones de recarga  $R$ , y  $R'$  representa la estaciones de recarga visitadas por un vehículo durante la ruta. Un nodo de depósito y  $k$  tipos de vehículos diferentes.  $N$  se define como un conjunto de nodos,  $N = C \cup R$ . Los nodos  $C_0$  y  $C_{N+1}$  ambos representan el depósito, el inicio de la ruta se denota por  $C_0$  y el final de la misma por  $C_{N+1}$ .  $N_{C_0}(N_{C_{N+1}})$  denota el conjunto de nodos con el nodo de depósito inicial (nodo de depósito final), mientras que  $N_{C_0, C_{N+1}}$  se refiere a  $N \cup (C_0, C_{N+1})$ . Una variable binaria  $X_{ij}^k$  es usada para indicar si un vehículo de tipo  $k$  visita el nodo  $j$ , después de visitar el nodo  $i$ .

La máxima capacidad del vehículo tipo  $k$  está definida por  $Q^k$  y  $q_i$  es la demanda del nodo  $i$ . La variable  $a_i^k$  representa el peso de la carga de un vehículo tipo  $k$  en el nodo  $i$  durante el trayecto. Similar a la capacidad de carga de los vehículos, se define la energía de las baterías, así  $B^k$  es la capacidad máxima de energía del vehículo tipo  $k$ ,  $u_i^k$  es la variable que contiene el nivel de energía del vehículo tipo  $k$  en el nodo  $i$ ,  $g^k$  representa la energía consumida por unidad de distancia recorrida en el viaje del vehículo tipo  $k$  y  $r^k$  corresponde al tiempo que es necesario para recargar el vehículo tipo  $k$ .

A cada nodo  $i$  se le asocia un intervalo que representa la ventana de tiempo  $[e_i, l_i]$ , es decir, el tiempo al que el cliente está dispuesto a recibir el servicio. El tiempo de servicio por cada nodo es representado por  $s_i$  y el inicio del servicio se acumula en  $\tau_i$ . El costo de la distancia y el tiempo entre los dos nodos, desde  $i$  hasta  $j$  es denotada por  $d_{ij}$ , y  $t_{ij}$ , respectivamente.  $f^k$  es usado para el costo de adquisición del vehículo tipo  $k$ . El modelo matemático que representa el E-FSMFTW de acuerdo a [5], es:

Minimizar:

$$\sum_{k \in V} \sum_{j \in N} f^k X_{0j}^k + \sum_{k \in V, i \in N_{C_0}} \sum_{j \in N_{C_{N+1}}, i \neq j} d_{ij}^k X_{ij}^k \quad (2.1)$$

sujeto a:

$$\sum_{k \in V} \sum_{j \in N_{C_{N+1}}, i \neq j} X_{ij}^k = 1 \quad \forall i \in C \quad (2.2)$$

$$\sum_{k \in V} \sum_{j \in N_{C_{N+1}}, i \neq j} X_{ij}^k \leq 1 \quad \forall i \in R' \quad (2.3)$$

$$\sum_{i \in N_{C_{N+1}}, i \neq j} X_{ji}^k - \sum_{i \in N_{C_0}, i \neq j} X_{ij}^k = 0 \quad \forall j \in N \quad \forall k \in V \quad (2.4)$$

$$e_j \leq \tau_j \leq l_j \quad \forall j \in N_{C_0, N+1} \quad (2.5)$$

$$\tau_i + (t_{ij} + s_i) X_{ij}^k - l_0(1 - X_{ij}^k) \leq \tau_j \quad \forall k \in V, \forall i \in N_{C_0}, \forall j \in N_{C_{N+1}}, i \neq j \quad (2.6)$$

$$\tau_i + t_{ij} X_{ij}^k + r^k(B^k - u_i^k) - (l_0 + r^k B^k)(1 - X_{ij}^k) \leq \tau_j \quad \forall k \in V, \forall i \in R', \forall j \in N_{C_{N+1}}, i \neq j \quad (2.7)$$

$$a_j^k \leq a_i^k - q_i X_{ij}^k + Q^k(1 - X_{ij}^k) \quad \forall k \in V, \forall i \in N_{C_0}, \forall j \in N_{C_{N+1}}, i \neq j \quad (2.8)$$

$$0 \leq a_j^k \leq Q^k \quad \forall k \in V, \forall j \in N_{C_0, N+1} \quad (2.9)$$

$$0 \leq u_j^k \leq u_i^k - (g^k d_{ij}) X_{ij}^k + B_k(1 - X_{ij}^k) \quad \forall k \in V, \forall i \in C, \forall j \in N_{C_{N+1}}, i \neq j \quad (2.10)$$

$$0 \leq u_j^k \leq B^k - (g^k d_{ij}) X_{ij}^k \quad \forall k \in V, \forall i \in R'_0, \forall j \in N_{C_{N+1}}, i \neq j \quad (2.11)$$

$$u_0^k = B^k \quad \forall k \in V \quad (2.12)$$

$$X_{ij}^k \in \{0, 1\} \quad i \in N_{C_0}, j \in N_{C_{N+1}}, i \neq j, \forall k \in V \quad (2.13)$$

La función objetivo del problema se representa en la ecuación 2.1, que consta de dos partes. La primera parte es la suma de los costos de todos los vehículos utilizados, es decir, si un vehículo está en cualquier otro nodo que no sea el depósito (indicado por un valor mayor que cero) se añade el costo de adquisición  $f^k$  correspondiente. En la segunda parte de la función objetivo se considera el costo total de viaje, en el caso del E-FSMFTW, el costo de la distancia total recorrida, es decir  $d_{ij}$ .

La ecuación 2.2 asegura que cada cliente es visitado por cualquier vehículo exactamente una vez, mientras que la ecuación 2.3 asegura el hecho de que una estación de recarga puede ser utilizada o no en una solución. Además, cada  $R'$  que representa una estación de recarga está restringida para ser visitada como máximo una vez por cualquier vehículo para asegurar asignaciones correctas a variables específicas del nodo como el inicio del tiempo de servicio  $\tau_i$ . Las limitaciones de tiempo están cubiertas por las ecuaciones de la 2.5 a la 2.7. La restricción 2.5 asegura que el inicio del tiempo de servicio  $\tau_i$  tiene que ser dentro de la ventana de tiempo  $[e_i, l_i]$  del nodo  $i$ . La restricción 2.6 garantiza que el tiempo de inicio del siguiente nodo  $\tau_j$  tiene que considerar el inicio del tiempo  $\tau_i$  más el tiempo de servicio  $s_i$  del nodo anterior  $i$ . Además se considera el tiempo de viaje  $t_{ij}$  en caso de que el nodo  $i$  sea un nodo cliente o el comienzo del depósito. Si el nodo anterior es una estación de recarga, es decir, si  $i \in R'$ , la restricción 2.7 considera el tiempo de recarga en vez del tiempo de servicio. El tiempo de recarga depende de la energía restante del vehículo  $k$  al momento de llegar a la estación de recarga  $u_i^k$ , la capacidad máxima de energía del vehículo  $B^k$  y la velocidad de recarga  $r^k$ .

Para asegurar que la demanda de los clientes pueda ser satisfecha por el vehículo asignado  $k$ , la restricción 2.8 asegura que la carga del vehículo en el siguiente nodo  $a_j^k$  dependen de la carga del nodo anterior  $a_i^k$  más la demanda  $q_i$ . La ecuación 2.9 restringe la carga  $a_i^k$  que nunca excederá la capacidad máxima  $Q^k$  del vehículo  $k$ , así como asegura un valor positivo. La restricción 2.10 restringe la energía disponible actual  $u_j^k$  del vehículo  $k$ , la cuál debe ser menor que la energía anterior  $u_i^k$  y considera el consumo de energía por km/milla,  $g^k$ , cuando se viaja desde un cliente  $i \in C$  a cualquier otro nodo  $j \in N_{C_{N+1}}$ . Como se supone, que un vehículo se recarga a la capacidad máxima cuando visita una estación de recarga, la restricción 2.11 asegura que la carga durante el trayecto sea el máximo menos la cantidad consumida. Ambas restricciones (2.10 y 2.11) también aseguran que la energía disponible sea siempre positiva en cualquier nodo  $i \in N_{C_{0,N+1}}$ . La ecuación 2.13 obliga al valor de  $X_{ij}^k$  sea cero o uno.

El modelo anterior es la base para la construcción de soluciones factibles al problema E-FSMFTW en el presente trabajo, utilizando la optimización multiobjetivo al considerar dos objetivos a optimizar, el costo de trayectoria y el tiempo de espera total generado al llegar al cliente  $i$  antes de su ventana de inicio de servicio  $e_i$ , explicado a detalle en el siguiente capítulo.

Investigaciones relacionadas con la flota heterogénea de vehículos, pueden consultarse en [56], en donde se introduce una combinación de vehículos a los problemas de rutas, considerando costos de adquisición fijos y costos variables. En 1999, Liu y Shen [57] consideran una flota heterogénea de vehículos y modifican los casos de prueba de Solomon [53], proponiendo nuevos casos para los problemas VRPTW, con 3 tipos de



vehículos de diferentes costos y capacidades.

En [81] y [82] consideran una flota heterogénea en su investigación en el VRPTW, introducen varias metaheurísticas y establecen resultados nuevos en los casos de prueba de Solomon [53].

En el trabajo presentado por Koc et al. [84], realizan un análisis de los beneficios al utilizar una flota heterogénea sobre una homogénea, consideran una flota heterogénea de VEs con el objetivo principal de minimizar la suma de los costos fijos de los vehículos y el costo de ruta, el cual lo definen considerando el costo del combustible, las emisiones de  $CO_2$ , y el costo del conductor, en la solución del problema utilizan los casos de prueba basados en ciudades del Reino Unido introducidas por Demir et al. [87].

El E-FSMFTW, es abordado por Hiermann et al. [5], quienes utilizan un método exacto para resolver los casos de 5, 10 y 15 clientes introducidos por Schneider, et al. [6], y una heurística para los casos de 100 clientes. Penna et al. [80] presentan resultados a los casos de prueba introducidos en [5], los resuelve con una heurística llamada HILS, y presentaresultados con menor costo en algunos de los casos. Una aplicación en la solución de este tipo de problema, considerando demandas reales en un mercado de Inglaterra es presentado en [88], donde concluyen que en una ciudad pequeña, el uso de vehículos heterogéneos con una combinación de vehículos más grande aumenta la cantidad total emisiones de  $CO_2$  y viceversa.

El E-FSMFTW abordado con optimización multiobjetivo considerando además multi-depósitos es introducido por Guezouli y Abdelhamid [89]. Los autores presentan soluciones al problema con un algoritmo genético, los objetivos que optimizan son el total de la distancia recorrida por los vehículos, el número de vehículos y la suma de los retrasos durante la trayectoria, utilizan la técnica de clasificación de Pareto [90].

En [91] los autores minimizan el costo total y las emisiones de  $CO_2$  causada por un conjunto de vehículos heterogéneos con múltiples capacidades de carga y rangos de conducción en el problema E-FSMFTW. Por otro lado, el mismo problema es resuelto con un método exacto de ramificación y precio, por Yu et al. [92], donde los autores presentan soluciones al optimizar la emisión total de  $CO_2$ . En los trabajos más recientes del problema E-FSMFTW se optimizan el costo del combustible, la emisión de  $CO_2$  y la insatisfacción del cliente [93, 94], se minimizan el costo total incluyendo el costo fijo y los consumos energéticos [95].

### 2.2.2. Flota mixta

El E-VRPTWMF puede ser modelado con un grafo completo [16]  $G = (C'_{0,N+1}, A)$ ,  $C'_{0,N+1} = \{C_0, C_1, \dots, C_N, C_{N+1}\} \cup R$ , donde,  $C_{0,N+1} = \{C_1, \dots, C_N\}$  denotan a los clientes,  $R$ , el conjunto de estaciones de recarga y  $R'$  representa la estaciones de recarga visitadas por un vehículo durante la ruta. Los vértices  $C_0$  y  $C_{N+1}$ , ambos, representan el depósito. Todas las rutas inician en  $C_0$  y terminan en  $C_{N+1}$ . El conjunto de arcos está dado por  $A = \{(i, j) | i, j \in C'_{0,N+1}, i \neq j\}$ .

A cada vértice  $C_i \in C'_{0,N+1}$ , excepto para el depósito y las estaciones de recarga, se le asocia una demanda no negativa  $q_i$ , un tiempo de servicio  $s_i$  y una ventana de tiempo

$[e_i, l_i]$ , dentro de la cual inicia el servicio al cliente. No se permite que el vehículo llegue a dar servicio al cliente  $C_i$  después del tiempo de salida de la ventana  $l_i$ , sin embargo, si el vehículo llega antes del tiempo de inicio de la ventana  $e_i$ , tendrá que esperar hasta el inicio del tiempo de servicio  $e_i$  de la ventana. Cada arco entre dos nodos  $i$  y  $j$  tiene asociado una distancia  $d_{ij}$  y una velocidad  $v_{ij}$  del vehículo. En general el E-VRPTWMF tiene como objetivo diseñar un conjunto de rutas con la distancia más corta para una flota mixta que incluye VEs y VCs. Todos los vehículos tienen la misma capacidad de carga máxima  $Q$ . La variable  $a_i$  representa el peso de la carga de un vehículo en el nodo  $i$  durante el trayecto. En cada visita a una estación de recarga los VEs se recargan a su capacidad máxima de batería  $B$  y el tiempo de recarga en la estación depende del nivel de batería de los VEs, que a su vez depende del consumo de energía a lo largo de la ruta y de la velocidad de recarga  $r$ .  $g$  representa la energía consumida por el vehículo. Para cada arco  $(i, j) \in A$ , se definen dos variables de decisión: la variable  $X_{ij}^E$  es igual a 1 en el arco  $(i, j)$ , si este es recorrido con un VE, en caso de ser recorrido con un VC, entonces la variable  $X_{ij}^{IC}$  será igual a 1, en caso contrario las variables de decisión valen cero. La variable  $\tau_i$  define el tiempo de llegada al cliente que se va a atender,  $u_j$  la carga restante de la batería.  $f_d$ , representa la distancia total del trayecto. El modelo matemático definido para el E-VRPTWMF, basado en [16] es el siguiente:

*Minimizar:*

$$f_d = \sum_{i \in C'_0, j \in C'_{N+1}, i \neq j} d_{ij}(X_{ij}^E + X_{ij}^{IC}) \quad (2.14)$$

*sujeto a:*

$$\sum_{j \in C'} (X_{ij}^E + X_{ij}^{IC}) = 1 \quad \forall i \in C_{0, N+1} \quad (2.15)$$

$$\sum_{j \in C'_{N+1}, i \neq j} X_{ij}^E \leq 1 \quad \forall i \in R' \quad (2.16)$$

$$\sum_{j \in C'_{N+1}, i \neq j} X_{ij}^E - \sum_{j \in C'_0, i \neq j} X_{ji}^E = 0 \quad \forall i \in C'_{0, N+1} \quad (2.17)$$

$$\sum_{j \in C_{N+1}, i \neq j} X_{ij}^{IC} - \sum_{j \in C_0, i \neq j} X_{ji}^{IC} = 0 \quad \forall i \in C'_{0, N+1} \quad (2.18)$$

$$\sum_{j \in C'} X_{0j}^E \leq VEs \quad (2.19)$$

$$\sum_{j \in C} X_{0j}^{IC} \leq VCs \quad (2.20)$$

$$\tau_i + (t_{ij} + s_i)(X_{ij}^E + X_{ij}^{IC}) - l_0(1 - X_{ij}^E - X_{ij}^{IC}) \leq \tau_j \quad \forall i \in C_0, \forall j \in C'_{N+1}, i \neq j \quad (2.21)$$

$$\tau_i + t_{ij} \cdot X_{ij}^E + r(B - u_i)X_{ij}^E - (l_0 + rB)(1 - X_{ij}^E) \leq \tau_j \quad \forall i \in R', \forall j \in C'_{N+1}, i \neq j \quad (2.22)$$

$$e_i \leq \tau_i \leq l_i \quad \forall i \in C'_{0,N+1} \quad (2.23)$$

$$a_i - q_i(X_{ij}^E + X_{ij}^{IC}) + Q(1 - X_{ij}^E + X_{ij}^{IC}) \geq a_j \geq 0 \quad \forall i \in C'_0, \forall j \in C'_{N+1}, i \neq j \quad (2.24)$$

$$0 \leq a_0 \leq Q \quad (2.25)$$

$$u_i - g_{ij}(u_j) \cdot X_{ij}^E + B(1 - X_{ij}^E) \geq y_j \quad \forall i \in C, \forall j \in C'_{N+1}, i \neq j \quad (2.26)$$

$$B - g_{ij}(u_j) \cdot X_{ij}^E \geq u_j \quad \forall i \in F'_0, \forall j \in C'_{N+1}, i \neq j \quad (2.27)$$

$$B \geq u_i \geq 0 \quad \forall i \in C'_{0,N+1}, i \neq j \quad (2.28)$$

$$X_{ij}^E \cdot X_{ij}^{IC} \in \{0, 1\} \quad j \in C'_{0,N+1}, i \neq j \quad (2.29)$$

La función objetivo, ecuación 2.14, minimiza la suma total de la distancia recorrida al atender el total de los clientes, considerando VEs y VCs. La restricción 2.15 asegura que cada cliente es visitado exactamente una vez. La restricción 2.16 garantiza que las estaciones de recarga son visitadas como máximo una vez. Las restricciones 2.17 y 2.18 garantizan que el número de arcos entrantes es igual al número de arcos salientes para cada tipo de vehículo.

Las restricciones 2.19 y 2.20 garantizan que el número máximo de vehículos empleados sean considerados en la composición de la flota. Las restricciones 2.21 y 2.22 vinculan los tiempos de llegada en los vértices  $i$  y  $j$  siempre que el arco de  $i$  a  $j$  sea recorrido. La restricción 2.22 asegura la visita a las estaciones de recarga: considerando que los tiempos de recarga dependen del nivel de carga en la batería restante al llegar a la estación.

La restricción 2.23 garantiza la llegada a prestar el servicio dentro de la ventana de tiempo en cada vértice. La restricción 2.24 asegura el cumplimiento de la demanda en los vértices de los clientes. La restricción 2.25 restringe el nivel de carga inicial a la capacidad máxima de un vehículo.

La restricción 2.26 asegura el nivel de la batería en el próximo cliente a visitar. Para los vértices que se visitan después de la estación de recarga o del depósito, la restricción 2.27 establece el nivel de la batería igual a la capacidad máxima reducida por la energía

consumida en el arco respectivo. La restricción 2.28 limita el nivel de carga a la capacidad máxima de la batería. Finalmente, las variables de decisión binarias se definen en la restricción 2.29.

Erdogan y Miller-Hooks [52] y Schneider et al. [96] suponen que el consumo de energía es una función lineal de la distancia recorrida. En nuestro trabajo se adoptó el modelo de Goeke y Schneider [16] utilizando un modelo de consumo de energía realista que incorpora velocidad, pendiente del camino a recorrer y distribución de carga. La tasa de recarga de batería  $r = 120^{-1}$  horas por kilowatt se tomó del trabajo de Goeke y Schneider [16], considerando recargar la batería en una estación disponible (en caso de que sea necesario), hasta un 100% de su capacidad.

Un estudio que muestra un análisis económico y tecnológico de los VEs comerciales contra los VCs existentes en EUA se puede consultar en [97], en donde los autores indican en sus resultados que solo en escenarios con alta utilización (más de 60 millas conducidas por día o 16,000 millas por año por camión) los VEs son competitivos.

Davis y Figliozz [55], presentan una metodología para evaluar la competitividad de dos camiones eléctricos comerciales de reparto, contra un camión diésel convencional, en sus resultados muestran que la viabilidad de la ruta, el tamaño de la flota, la distancia recorrida, la duración de la batería, los costos de compra y el horizonte de planificación son los factores más importantes que afectan la competitividad de los VEs comerciales. Trabajos donde se resuelve el VRPTW considerando una flota mixta de VEs y VCs se pueden consultar en [8, 16, 62]. Una de las más recientes investigaciones que utiliza una flota mixta de VCs, vehículos híbridos y VEs, para resolver el EVRPTW, abordado con una metaheurística que combina un algoritmo genético con búsqueda de vecindario local y demostrando con sus resultados que utilizar una adecuada mezcla de una flota de vehículos puede reducir significativamente los costos de operación, es introducida por Hiermann et al. [85].

Una heurística de búsqueda local iterativa para optimizar el VRP con una flota de vehículos mixtos, compuesta por VEs y VCs es presentada por Macrina et al. [86], quienes proponen un modelo matemático y una metaheurística de búsqueda local iterativa para resolverlo. Estos mismos autores introducen otra investigación para resolver el mismo problema, en donde consideran un consumo de energía no lineal, tomando en cuenta varios factores reales entre los que destacan la aceleración y desaceleración [63], los objetivos que abordan son minimizar las emisiones contaminantes totales y maximizar la satisfacción del cliente. Ren et al. [98] solucionan el problema concluyendo que se pueden mejorar los resultados del tiempo de demora en clientes distribuidos en clústeres con ventanas de tiempo estrechas utilizando solo VCs, mientras que la flota de energía mixta se desempeña mejor en ventanas de tiempo más amplias.

Kapustin y Grushevenko [99], presentan en su investigación un análisis de los VCs y VEs, señalan que hasta el 2018 los VEs aún no podían competir con los VCs. Sin embargo, si el gobierno y los fabricantes de automóviles mantienen el ritmo actual de desarrollo, se puede lograr una verdadera competitividad entre ambos tipos de vehículos para el año 2035 aproximadamente, mencionan además que según los cálculos que realizaron para 2040, los VEs pueden asegurar una participación del 11 al 28% de la

flota mundial de transporte por carretera.

## 2.3. Optimización multiobjetivo

Los problemas de decisión en la vida real involucran, en su mayoría, diferentes criterios de evaluación. Generalmente, estos criterios están en conflicto. Un problema de optimización multiobjetivo (MOP, Multiobjective Optimization Problem) es diferente a un problema monoobjetivo, dado que los primeros requieren la optimización simultánea de más de una función objetivo, por lo que el término óptimo debe ser redefinido bajo este contexto, donde en lugar de buscar una única mejor solución, se intenta obtener un conjunto de soluciones de calidad. El desafío principal de los algoritmos de optimización multiobjetivo es encontrar este conjunto de soluciones para ofrecer al tomador de decisiones, las mejores alternativas entre las disponibles, para que este último seleccione una de ellas [100].

### Problema básico

Un MOP consiste en optimizar simultáneamente dos o más objetivos en conflicto sujetos a una serie de restricciones y se define como [101]:

*Minimizar*

$$F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)) \quad (2.30)$$

Sujeta a:

$$x \in \Omega \quad (2.31)$$

donde  $\Omega$  es el espacio de decisión, el espacio objetivo o el espacio de criterios está dado por  $R^m$ , y  $F : \Omega \rightarrow R^m$  consta de  $m$  funciones objetivo de valores reales.

Sea  $u = (u_1, \dots, u_m), v = (v_1, \dots, v_m) \in R^m$  dos vectores, se dice que  $u$  domina a  $v$ , si y solo si  $u_i \leq v_i$  para todo  $i \in \{1, \dots, m\}$ , y para al menos un índice  $j \in \{1, \dots, m\}$   $u_j < v_j$ . Esta definición de dominancia es para minimizar. Todas las desigualdades deben invertirse si la meta es maximizar los objetivos en la ecuación 2.30.

Un punto  $x^* \in \Omega$  se denomina (globalmente) óptimo de Pareto si no hay  $x \in \Omega$  tal que  $F(x)$  domine  $F(x^*)$ . El conjunto de todos los puntos óptimos de Pareto, denotado por  $PS$ , se llama conjunto de Pareto. El conjunto de todos los vectores objetivos de Pareto,  $PF = \{F(x) \in R^m | x \in PS\}$ , se llama frente de Pareto [101]. En este contexto, resolver el problema dado por la ecuación 2.30 y la ecuación 2.31 significa encontrar el conjunto de Pareto del problema.

En [102], los autores presentan una revisión del problema de rutas de vehículos abordado como problema multiobjetivo, la variedad de problemas que presentan reflejan la importancia y la complejidad del análisis de redes de transporte. De igual forma en [103] se puede consultar un análisis de las diferentes investigaciones relacionadas con la optimización de múltiples objetivos en problemas de rutas.

La Tabla 2.1 muestra diferentes investigaciones que se han abordado en la solución del

VRPTW y E-VRPTW con optimización multiobjetivo; se especifica la referencia, los objetivos abordados por la investigación referida (acorde con el número que le corresponde en la Tabla 2.2) y el método utilizado para solucionarlos.

Tabla 2.1: Relación de artículos del VRPTW y E-VRPTW multiobjetivo

<b>Art.</b>	<b>Obj.</b>	<b>Método de solución</b>
[22]	3,4	NSGA II
[95]	8, 19	Algoritmo de enjambre de peces artificiales
[98]	17, 21	Búsqueda de vecindad variable
[104]	1, 2	Búsqueda adaptativa de vecindarios grandes
[105]	3, 4, 5	Algoritmo evolutivo
[106]	3, 4, 6	Algoritmo evolutivo
[107]	7, 8	Corte y ramificación y restricción $\epsilon$
[108]	4, 9	Un algoritmo híbrido y recocido simulado
[109]	7, 9	Búsqueda Tabú y NSGA II
[110]	4, 10	Método de caja para optimización biobjetivo discreta
[111]	3, 4	Algoritmo evolutivo
[112]	11, 13	Formulación de Tchebycheff ponderada
[113]	8, 12	Un modelo llamado MOHEV
[114]	3, 8	Un modelo llamado SSMOEA
[115]	8, 14	Heurística de búsqueda de vecindario
[116]	3, 20	MOA evolutivo llamado PICEA-g-mr
[117]	3, 4	Memético MOEA/D
[118]	6, 14	A cooperative co-evolutionary multi-objective quantum-genetic algorithm (CCMQGA)
[119]	12, 15	Restricción $\epsilon$
[120]	4, 16	Varias metaheurísticas
[121]	8, 17	Búsqueda Tabú
[122]	8, 18	Restricción $\epsilon$
[123]	1, 8	NSGA-II y MOPSO
[124]	3, 4	Heurística híbrida de dos fases.
[125]	3, 4	Algoritmo genético con técnica de rangos de Pareto
[126]	3, 4	MOPSO
[127]	3, 4	Algoritmo genético con técnica de rangos de Pareto
[128]	3, 4	NSGA- II
[129]	3, 23	Algoritmo evolutivo híbrido
[130]	8, 22	NSGA II y MOSA

Resaltando que hasta donde se ha explorado en la literatura no se encontraron investigaciones que optimicen simultáneamente el costo de la ruta y el tiempo de espera generado al llegar con los clientes antes del inicio de su ventana para brindar el servicio.

Tabla 2.2: Relación de objetivos optimizados en trabajos previos

1. Consumo de combustible	9. Equilibrio de carga	16. Maximizar el costo de flujos
2. Tiempo de conducción	10. Equilibrio de carga de trabajo	17. Emisión de contaminantes
3. Número de vehículos	11. Costo de transporte de material peligroso	18. Riesgo de enrutamiento
4. Distancia de trayectoria	12. Impacto ambiental	19. Consumo de energía
5. Tiempo de entrega	13. Residuos de desecho	20. Ganancias en los vehículos
6. Salario de conductores	14. Máximo servicio al cliente	21. Tiempo de demora en servicio
7. Costo de distribución	15. Costo de operación	22. Confiabilidad del suministro
8. Costo total		23. Tiempo de espera por llegada anticipada

Ambos objetivos representan entre el 10 % y el 20 % del costo total de los bienes de una empresa; al optimizarlos se logran ahorros en costos de recursos humanos, un mayor número de clientes se sirven a un costo menor y los costos relacionados con el seguro y los impuestos se minimizan [12, 33–36].

Sin embargo, se encontraron investigaciones que optimizan el tiempo total de la ruta, el cual está conformado por la suma de tres diferentes tiempos: el tiempo de trayectoria, el tiempo de servicio y el tiempo de espera, tal como las investigaciones que se detallan a continuación: Hong y Park [131], utilizan una heurística que consiste en un método de inserción paralelo y un procedimiento de programación secuencial de objetivos lineales en el enrutamiento, minimizan el tiempo total de viaje del vehículo y el tiempo de espera del cliente para recibir el servicio.

El trabajo en [132] resuelve el problema de las rutas de vehículos con múltiples ventanas de tiempo con el objetivo de minimizar la suma del tiempo total de viaje más el tiempo total de espera y la suma de los costos de los vehículos, utilizando heurísticas de búsqueda de vecindario variable.

En [133], se aborda el VRP y el impacto al transporte de alimentos perecederos, se optimizan los costos de distribución y la maximización de la frescura de los productos entregados, consideran que maximizar la frescura, equivale a minimizar simultáneamente el tiempo de espera y maximizar el tiempo de salida en el que cada vehículo parte del depósito. Una investigación similar es introducida en [134], donde los autores modifican la hora de salida del depósito, es decir, no se considera cero para el primer vértice que inicia en el depósito; la hora de salida del vehículo se decide por la diferencia del límite inferior de la ventana temporal del primer cliente y la distancia recorrida para ir al depósito, logrando minimizar el tiempo de espera y mantener el producto a entregar con calidad.

Bruglieri et al. [75], proponen una metaheurística con tres fases para dar solución al VRPTW, minimizando tres objetivos: tiempo de trayectoria, tiempo de espera en la estación de recarga y tiempo de espera de las ventanas de tiempo. Las dos primeras fases se basan en programación lineal entera mixta para generar soluciones factibles y



la tercera fase combina un método exacto con una búsqueda local de vecindario. Guezouli y Abdelhamid [61], resuelven un problema multiobjetivo considerando múltiples depósitos en un problema de rutas con una flota mixta de vehículos y ventanas de tiempo, los objetivos que optimizan son tres: costo total, número de vehículos y suma total de demoras.

Liu et al. [135] estudian el VRPTW, considerando que los vehículos pueden salir del depósito en diferentes momentos, ya que al conductor de cada vehículo se le paga desde el momento de la salida hasta que el vehículo regresa al depósito, con el fin de minimizar los costos totales de distribución que incluyen los costos fijos del vehículo utilizado, los costos del conductor, el costo del consumo de combustible y las emisiones de carbono.

## 2.4. Métodos de solución

Se han implementado diversos métodos de solución en problemas de rutas de vehículos, entre ellos métodos exactos, heurísticos y metaheurísticos, como se muestra en la Figura 2.1.

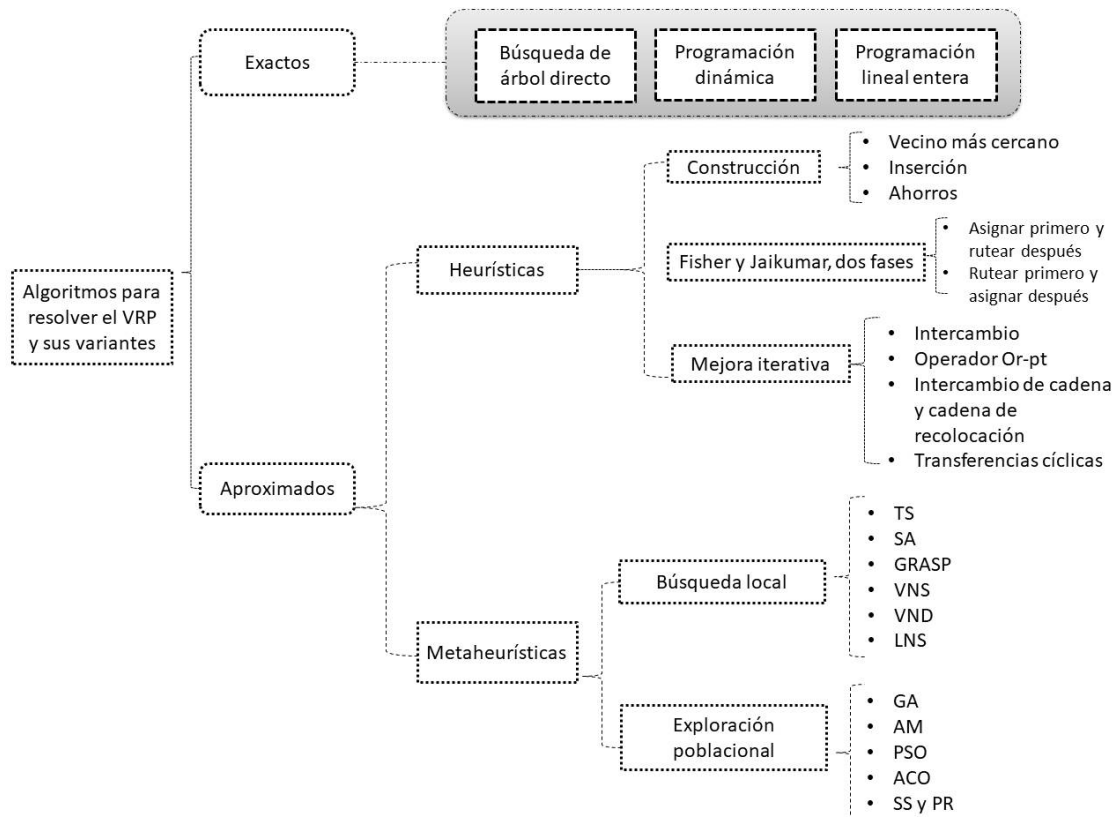


Figura 2.1: Algoritmos para resolver el VRP

### 2.4.1. Algoritmos exactos

Los algoritmos exactos son utilizados para resolver casos de prueba con una reducida cantidad de clientes, tratan de asegurar una solución óptima con el riesgo de emplear un tiempo computacional alto, a veces no disponible. La búsqueda exhaustiva no resulta siempre ser muy eficiente computacionalmente, sin embargo, han sido ampliamente estudiadas y han encontrado resultados exitosos. Según Laporte [136], los algoritmos exactos para el VRP se clasifican en tres categorías amplias:

1. Métodos de búsqueda directa de árboles, de los cuales se han estudiado algunas variantes: Ramificación y acotamiento o en inglés *Branch and Bound* [137], Ramificación y corte o en inglés *Branch and Cut* [138], *Branch-and-cut-and-price* [139], particionamiento en conjuntos y generación de columnas [140].
2. Programación dinámica [14].
3. Programación lineal entera (Balinski y Quandt, 1964) [14].

### 2.4.2. Algoritmos heurísticos

Autores contemporáneos clasifican a los algoritmos aproximados en heurísticas y metaheurísticas. Otros investigadores engloban métodos heurísticos y métodos metaheurísticos bajo el concepto de optimización heurística, sin embargo, se pueden mencionar características que nos permiten diferenciarlos [141].

Las heurísticas son procedimientos simples, no aseguran encontrar la solución óptima, pero si una muy cercana a través de una exploración limitada del espacio de solución. Las soluciones obtenidas son aceptables y tienen una complejidad algorítmica baja, pueden ser mejoradas a través de otros procedimientos sofisticados pero a mayor costo computacional [142].

Por su parte, las metaheurísticas emulan los procedimientos de la naturaleza o la inteligencia artificial como la evolución biológica, comportamiento de algunos insectos, mecánica, estadísticas, entre otras [141].

#### **Procedimientos heurísticos.**

Los métodos heurísticos permiten encontrar soluciones cercanas al óptimo, sin embargo, es difícil determinar qué tan cercana está la solución al óptimo. Por lo anterior se suele utilizar comparaciones con métodos exactos u otros patrones a fin de medir el desempeño del algoritmo. Su ventaja más notable con respecto a los métodos exactos es que permite darle escalabilidad a los problemas que se estudian y son aplicables a problemas difíciles, ya que permiten encontrar soluciones muy cercanas al óptimo para casos de prueba muy grandes sin que su tiempo de ejecución se incremente demasiado. Otra característica inherente a las heurísticas es que son aplicables a un problema en particular, ya que se construyen a partir de la estructura misma del problema [143].

Una de las razones más importantes para su uso es que en ocasiones no existen métodos exactos que proporcionen una solución, y es factible entonces contar con una solución aproximada, cuando las circunstancias del costo en tiempo, almacenamiento y memoria así lo ameritan. En ocasiones se utiliza como base para aplicar un método exacto [141]. Basados en las investigaciones de Cordeau et al. [144], Laporte et al. [145], y Konstantakopoulos et al. [146], existen varias categorías de heurísticas clásicas:

1. **Heurísticas de construcción.** Parten de un problema y una solución “vacía”, a partir de la cual se pueda construir una solución factible, pero que casi nunca resulta óptima. Entre ellas se encuentran: la heurística del vecino más cercano [41], es decir, construir una ruta de una forma voraz, siempre visitando al próximo cliente más cercano. Las heurísticas de inserción, que consisten en generar soluciones insertando clientes sucesivamente en las rutas, en cada iteración se construye una solución parcial conformada por un conjunto de rutas que solo visitan un subconjunto del total de los clientes, para después seleccionar un cliente no visitado e insertarlo en la última ruta creada [147]. Una de las heurísticas constructivas muy utilizadas es la de ahorros, que consiste en combinar rutas e ir las modificando siempre y cuando permita algún ahorro en distancia [142, 147].
2. **Heurísticas de dos fases.** Este tipo de heurísticas generalmente, buscan complementar la solución inicial, mediante alguna estrategia, entre ellas:
  - Métodos de asignar primero y rutear después: (*cluster first, route second*) Se agrupan los clientes en varios subconjuntos, asignando cada subconjunto a un vehículo, finalmente, se resuelven cada una de las rutas como un TSP [148]. Un ejemplo de esto es la técnica de barrido [149].
  - Métodos de rutear primero y asignar después: (*Route first, cluster second*) estos métodos se inician resolviendo el problema que se esté abordando considerando todos los clientes, generando una sola ruta, después dividen la ruta generada para asignar un tramo a cada vehículo [148].
3. **Heurísticas de mejora iterativa.** Estas heurísticas buscan el mejoramiento de las rutas individuales, y utilizan diferentes métodos, de los más conocidos:  $\lambda$ -intercambio [150], el operador Or-opt [151], operador de intercambio de cadenas (*string exchange*) y reubicación de cadenas (*string relocation*) [152], transferencias cíclicas [153].

### Metaheurísticas.

Las metaheurísticas se introducen en la década de los 60, se caracterizan por el procedimiento de explorar el espacio de soluciones con el fin de encontrar soluciones de mejor calidad, aplicando técnicas que modifican las soluciones intermedias de acuerdo con la función objetivo [147]. Las técnicas metaheurísticas han sido aplicadas a problemas de rutas de vehículos en virtud de la fortaleza que presentan para no quedarse en óptimos locales. Entre ellas podemos citar:

### 1. Métodos de exploración poblacional

- Algoritmos genéticos (GA, Genetic Algorithm) [154].
- Algoritmos meméticos (AM, Memetic Algorithm) [155].
- Optimización mediante cúmulo de partículas (PSO, Particle Swarm Optimization) [156].
- Optimización por colonia de hormigas (ACO, Ant Colony Optimization) [157].
- Algoritmos de búsqueda dispersa (SS, Scatter Search y PR, Path Relinking) [158].

### 2. Métodos de búsqueda local o por vecindario

- Métodos de búsqueda Tabú (TS, Tabu Search) (determinísticos y probabilísticos) [51, 141].
- Recocido simulado (SA, Simulated Annealing) [159].
- Procedimiento de búsqueda adaptativa aleatoria codiciosa (GRASP, Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) [160].
- Búsqueda de vecindario variable (VNS, Variable Neighborhood Search) [50].
- Búsqueda de descomposición de vecindario variable, (VND, Variable Neighborhood Decomposition Search) [161].
- Búsqueda de vecindario (LNS, Large neighborhood search) [162].

## 2.5. Algoritmos evolutivos multiobjetivo

Rosenberg [163], es quien hace alusión por primera vez al potencial de los algoritmos evolutivos para resolver problemas multiobjetivo, desde entonces el interés en esta área por parte de la comunidad de computación evolutiva ha crecido enormemente.

Existen diversos algoritmos evolutivos multiobjetivo [164–167]. A continuación, se detallan de forma general en qué consisten los algoritmos evolutivos multiobjetivo más populares y utilizados en este trabajo.

- NSGA II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II), [38]. Este algoritmo es una versión revisada del NSGA, que es computacionalmente más eficiente. Además, es elitista y no necesita especificar ningún parámetro adicional. El NSGA II no utiliza una memoria externa como los algoritmos SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) [168] y SPEA2 [169]. El mecanismo elitista consiste en elegir los mejores individuos de la unión de las poblaciones padre e hijo.

- MOEA/D (Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition) [37]. Es un algoritmo basado en descomposición, que resultó ser superior a otros MOEA de última generación [37]. La idea básica de MOEA/D es utilizar algún tipo de función de agregación para descomponer un MOP en varios subproblemas y utilizar un algoritmo evolutivo para optimizar los objetivos de forma individual simultáneamente. Cualquier enfoque de agregación matemática puede servir para este propósito. El algoritmo MOEA/D presentado en este trabajo utiliza el enfoque de Tchebycheff, como se propone originalmente en [37].

A la fecha existen una variedad de algoritmos multiobjetivo que resuelven problemas de optimización, los cuáles se pueden consultar a detalle en [170–176].

# Capítulo 3

## Metodología Implementada

En este capítulo se realiza una descripción de la metodología implementada, para encontrar soluciones a los problemas E-VRPTWMF y E-FSMFTW, considerando en ambos problemas dos objetivos a optimizar, el costo de trayectoria y el tiempo de espera total generado al llegar a atender a los clientes antes del tiempo de servicio. Con el fin de describir la metodología de manera clara la dividimos en dos etapas: en la primera se aborda el problema E-FSMFTW, explicando la construcción de soluciones factibles, la comparación del desempeño de los algoritmos multiobjetivo NSGA-II y MOEA/D utilizando varios indicadores de calidad, además se describen los métodos aplicados para la sintonización de parámetros. En la segunda etapa se describe el problema E-VRPTWMF y los algoritmos aplicados en la comparación del conjunto de soluciones no dominadas al utilizar VCs contra las obtenidas al utilizar VEs; finalmente, se detalla el algoritmo propuesto para el análisis del remplazo progresivo de VCs por VEs.

### 3.1. Casos de prueba

Durante el desarrollo de la investigación se utilizaron 3 diferentes grupos de casos de prueba:

1. Los casos estudiados por Hiermann et al. [5], se utilizaron para resolver el problema E-FSMFTW. Estos casos están basados en los casos modificados de Solomon [53], y fueron introducidas por Schneider et al. [6]. Incluyen 21 estaciones de recargas, la ubicación de estas estaciones es generada de forma aleatoria. Los casos de prueba constan de seis conjuntos de datos que varían en la distribución de los clientes, es decir, existen casos con clientes distribuidos en grupos (C), distribuidos aleatoriamente (R) o una combinación de ambos (RC). Los tamaños de los casos de prueba son de 5, 10, 15 y 100 clientes.

Los vehículos utilizados están basados en las características introducidas por Liu y Shen [57], difieren en el costo de adquisición y la capacidad de carga. Estos casos se amplían por Hiermann et al. [5], adaptando características de los VEs, además, considera el consumo de energía de los VEs, el tamaño de la batería y

la tasa de recarga. La tasa de consumo de energía y la tasa de recarga de los VEs las toma directamente de los casos utilizados en [6]. Para el tamaño de la batería usa el valor definido en los casos de E-VRPTW como valor base y los escala según el rango de los tipos de vehículos de la siguiente manera: dado un caso de prueba con  $|V|$  tipos de vehículos definidos en [57] y el tamaño de batería  $Y$  para el E-VRPTW, establece el tamaño de batería del tipo de vehículo  $k$  para el E-FSMFTW como:  $Y^k = (1 + s \times (k/|V|) - (s/2)) \times Y$ , donde  $s = 0.1 \times |V|$ .

2. Los casos de prueba introducidos por Desaulniers et al. [74], quienes amplían los casos de [5], modificándolos al reubicar a los clientes más cerca del depósito y generando dos conjuntos de casos de prueba de tamaño pequeño (25 clientes) y mediano (50 clientes), los obtienen extrayéndolos de forma aleatoria de cada caso de 100 clientes, conserva las 21 estaciones de recarga. Estos casos de prueba se utilizaron en el problema E-FSMFTW en la etapa de sintonización de parámetros realizado en este proyecto.
3. Por último los casos de prueba introducidos por Goeke y Schneider [16], basados en los casos introducidos por Demir et al. [87], se utilizaron en la solución del problema E-VRPTW MF. Las ubicaciones de los clientes en estos casos representan ciudades reales del Reino Unido, las demandas de los clientes y las ventanas de tiempo las generaron aleatoriamente. Son nueve conjuntos de casos de prueba agrupados por tamaño (10 a 200 clientes). En nuestro trabajo se resuelven los casos de prueba de 100, 150 y 200 clientes. En total se trabajaron 60 casos de prueba.

## 3.2. E-FSMFTW: Construcción de soluciones factibles

En la construcción de soluciones factibles del problema E-FSMFTW, se cumplen con las restricciones detalladas en la sección 2.2.1, considerando una flota heterogénea de vehículos en cuanto a capacidad de carga, capacidad de carga de batería y costos con el siguiente procedimiento (consultar Figura 3.1):

1. Cada solución se representa mediante una permutación  $\Pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N]$ , donde el tamaño del arreglo depende del número de clientes  $N$ , y la posición de cada uno de ellos en el arreglo define su posición relativa en la ruta [125,177]. La Figura 3.2 muestra un ejemplo de un caso de prueba con 10 clientes, donde los componentes del arreglo se generan aleatoriamente y corresponden a la posición del cliente en la ruta. Esto es, cada número representará al cliente a visitar, de acuerdo con el ejemplo de la Figura 3.1, primero el cliente 8 se conecta al depósito, siguiendo con el cliente 4, después el cliente 10 y así sucesivamente hasta terminar con el último cliente de la permutación, 6, en el caso del ejemplo de la Figura 3.1.

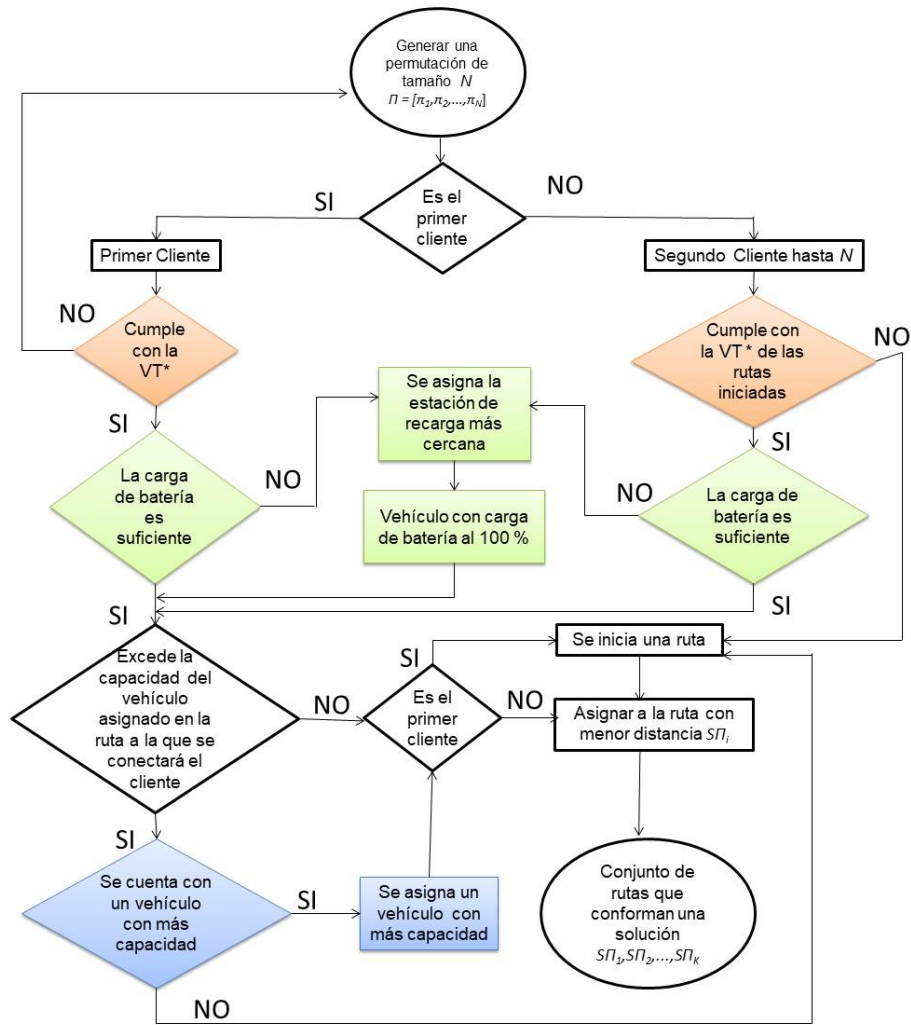


Figura 3.1: Construcción de soluciones factibles para el E-FSMFTW

8	4	10	1	3	5	2	7	9	6
---	---	----	---	---	---	---	---	---	---

Figura 3.2: Representación de una solución para un caso de prueba de 10 clientes.

- Como se menciona anteriormente el primer cliente del vector generado de forma aleatoria inicia en el depósito y antes de ser asignado a la primera ruta se debe asegurar que cumpla con la restricción de la ventana de tiempo (color naranja en el diagrama de flujo de la Figura 3.1), esto es, se debe confirmar que al llegar a visitar al cliente no se excede el tiempo final de la ventana, una vez verificada esta restricción, se comprueba que la carga de la batería del VE sea suficiente



para llegar al cliente y que la carga restante de la batería sea la suficiente para al menos poder devolver al depósito y evitar quedarse sin carga durante el camino. Si cumple las restricciones anteriores se asigna un vehículo que cumpla con la capacidad de carga y se inicia la primera ruta.

3. Desde el segundo cliente hasta el  $N$ -ésimo, se asignan los clientes verificando que cumplan con la restricción de la ventana de tiempo de las rutas iniciadas, en caso de no cumplirla se inicia una nueva ruta. De la misma forma la restricción de la capacidad del vehículo se va verificando, si se excede la capacidad de carga, se asigna un vehículo con más capacidad (color azul en el diagrama de flujo, Figura 3.1), en caso de ya no contar con vehículos de más alta capacidad se inicia con una nueva ruta. Una vez que el cliente que se vaya asignar cumpla con las restricciones antes mencionadas se conecta a la ruta que proporcione la menor distancia generada al ser asignado.
4. La restricción de capacidad de la batería (verde en el diagrama de flujo, Figura 3.1), se verifica continuamente al ir asignando cada uno de los clientes a las rutas. Se verifica que la carga de batería del vehículo sea suficiente para visitar al nuevo cliente, y además, que de la ubicación del nuevo cliente, la capacidad de la batería le alcance para llegar a una estación de recarga en caso de ser necesario.

En la Figura 3.3 se muestra un ejemplo de una solución para el caso de prueba 103 de 5 clientes (c103C5).

### Asignación de aptitud

Dada una permutación  $\Pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N]$  de clientes a visitar en el orden en que aparecen, y a partir de la cual se construyen  $k$  subrutas,  $S\Pi_1, S\Pi_2, \dots, S\Pi_k$ , de acuerdo al procedimiento mostrado en la Figura 3.1, donde  $S\Pi_1 = \{\pi_{10}, \pi_{11}, \dots, \pi_{1n_1}, \pi_{1(n_1+1)}\}$ ,  $S\Pi_2 = \{\pi_{20}, \pi_{21}, \dots, \pi_{2n_2}, \pi_{2(n_2+1)}\}$ , ...,  $S\Pi_k = \{\pi_{k0}, \pi_{k1}, \dots, \pi_{kn_k}, \pi_{k(n_k+1)}\}$ ;  $\pi_{ij}$  representa el  $j$ -ésimo cliente o estación de recarga visitado en la subruta  $S\Pi_i$ ,  $\pi_{i0}$  y  $\pi_{i(n_i+1)}$  representan el depósito. En la permutación aleatoria de clientes  $\Pi$  no se consideran las estaciones de recarga, sin embargo una vez que se construyen soluciones de acuerdo al procedimiento de la Figura 3.1, las subrutas  $S\Pi_i$  pueden incluirlas o no dependiendo de la carga de la batería del VE durante la trayectoria de una ruta.  $R' \subseteq R$ , representa a las estaciones que son visitadas, cada subruta  $S\Pi_i$  visita  $n_i$  vértices (clientes ( $C$ )) y, si necesita, estaciones de recarga  $R'$ , donde  $(1 \leq i \leq k)$  y  $\sum_{i=1}^k n_i = |C| + |R'|$ , entonces:

$$f_1(\Pi) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=0}^{n_i} d_{\pi_{ij}, \pi_{i(j+1)}}, \quad (3.1)$$

y

$$f_2(\Pi) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} w_{\pi_{ij}}, \quad (3.2)$$

donde  $f_1(\Pi)$ , es el primer objetivo a optimizar y representa la distancia total de viaje al atender a todos los clientes; y  $f_2(\Pi)$ , es el segundo objetivo, y se refiere al tiempo total de espera, es decir, la suma de los tiempos  $w_{ij}$  que cada vehículo espera al llegar al cliente  $C_j$  antes de que comience su ventana de tiempo de servicio.

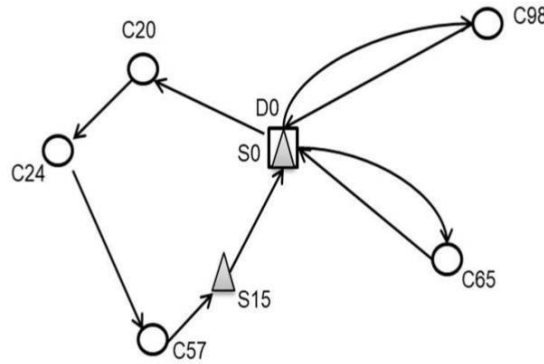


Figura 3.3: Caso c103C5, ruta: (DO-C65-S0-C98-S0-C20-C24-C57-S15-D0). Inicia en el depósito D0, el primer cliente que se visita es el C65, después, antes de visitar al siguiente cliente, es necesario que el vehículo se recargue, la estación más cercana es S0, ubicada en las mismas coordenadas que el depósito. Continúa con la trayectoria y visita al cliente C98, necesita recargarse nuevamente y vuelve a la estación de recarga S0, el próximo cliente es C20, después el cliente C24 y el siguiente cliente C57, antes de regresar al depósito, recarga en la estación S15 y finalmente regresa al depósito. En este caso, la solución muestra un solo vehículo con la capacidad de carga para satisfacer la demanda de todos los clientes, por lo que es una única ruta, donde se visitan tres estaciones de recarga, a lo largo de la ruta.

### 3.3. Algoritmos evolutivos aplicados en la solución del E-FSMFTW

Después de analizar los algoritmos, mencionados en la sección 2.5, se decidió evaluar los algoritmos multobjetivo NSGA-II y MOEA/D, para el problema E-FSMFTW. Ambos algoritmos fueron seleccionados por ser ampliamente estudiados en la literatura, además estos algoritmos han demostrado un buen desempeño en problemas de optimización multiobjetivo [107, 109, 117, 123, 178–181].

#### 3.3.1. NSGA-II

De una manera muy general podemos decir que el algoritmo NSGA-II se basa en rangos de no dominancia y distancias de amontonamiento. Cuanto menor es el rango de no dominancia de un individuo, mejor se considera. Si dos individuos tienen el mismo rango

de no dominancia, NSGA-II elige aquel con la mayor distancia de amontonamiento [38]. El Algoritmo 1, detalla el ciclo general del NSGA II.

---

**Algoritmo 1** : Ciclo principal de operaciones de NSGA-II

---

**Notaciones**  $P$ : tamaño de la población,  $G_{max}$ : número máximo de generaciones,  $pm$ : probabilidad de mutación,  $pc$ : probabilidad de cruce,  $P_t$ : población de padres,  $H_t$ : población de hijos,  $D_t$ : población de padres más hijos.

---

```

1: Inicio de parámetros
2: Se generan  $P$  individuos aleatorios, que conforman la población.
3: Se generan soluciones factibles.
4: for  $i = 1$  to  $P$  do
5:   F=Ordenamiento no dominado
6: end for
7:  $P \rightarrow P_t$ 
8: while  $gen \leq G_{max}$  do
9:    $gen++$ ;
10:   Genera  $H_t$ , de tamaño  $P$ , a partir de  $P_t$  aplicando los operadores genéticos
11:   Genera  $D_t = P_t \cup H_t$ , que será  $= 2P$ 
12:   F=Ordenamiento no dominado rápido ( $D_t$ )
13:   while  $P_{t+1} \geq P$  do
14:     Distancia de agrupamiento ( $F_1$ )
15:      $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_1$ 
16:     Ordena ( $P_{t+1}; \geq n$ )
17:      $P_{t+1} = P_{t+1}[0 : N]$ 
18:      $H_{t+1} =$  Genera nueva población  $P_{t+1}$ 
19:      $t = t + 1$ 
20:   end while
21: end while
22: return Conjunto de soluciones no dominadas

```

---

Una vez generada la población inicial (primeros padres) aleatoriamente ( $P_t$ ) de tamaño  $P$  y construyendo soluciones factibles con el procedimiento descrito en la sección 3.2, se ordena en función de la no dominancia, esto es, a cada solución se le asigna una aptitud o rango igual a su nivel de no dominación (1 es el mejor nivel, 2 es el siguiente mejor nivel, y así sucesivamente).

Se aplican posteriormente los operadores genéticos. Utilizando el método de torneo binario en la selección, el cual consiste en seleccionar aleatoriamente dos individuos y dejar que compitan, es decir ambas aptitudes son comparadas y el individuo con la mejor aptitud pasa a ser el primer padre, se repite el procedimiento para seleccionar al segundo padre [182]. El método de cruzamiento de un punto [183], donde el punto de cruce para los cromosomas de ambos padres se genera de forma aleatoria y la parte derecha de este punto, son los genes que hereda cada hijo, la otra parte es la que se insertará en cada hijo del padre opuesto, en el orden en que aparecen y omitiendo los valores que ya existen en el hijo (ver Figura 3.4). El operador de mutación se aplica

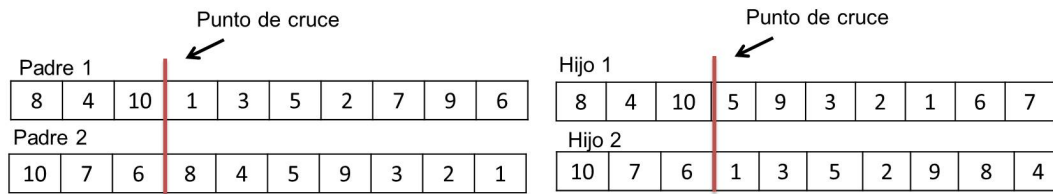


Figura 3.4: El ejemplo muestra que el punto de cruce generado aleatoriamente fue 3, por lo que los primeros 3 genes se heredan del padre 1 al hijo 1 [8,4,10] y del padre 2 al hijo 2 [10,7,6]. A partir del cuarto gen en adelante, los genes del padre 1 se heredan al hijo 2 y los genes del padre 2 se heredan al hijo 1, de forma consecutiva y sin duplicar los genes que ya existen en los hijos.

para preservar la diversidad genética en la población evitando así una convergencia prematura. La mutación intercambia aleatoriamente la posición de dos genes, como se muestra en la Figura 3.5. Generando una población de descendencia  $H_t$  de tamaño

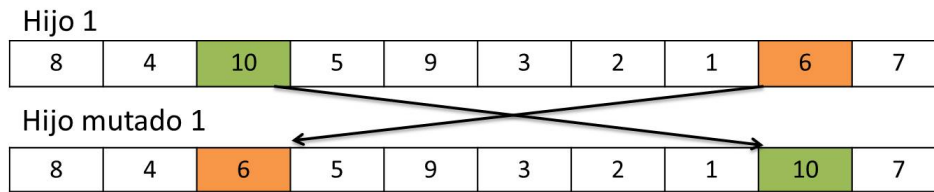


Figura 3.5: El operador de mutación para dos posiciones seleccionadas aleatoriamente.

$P$ . Después se introduce el elitismo al comparar la población actual con la anterior y encontrar las mejores soluciones no dominadas, el procedimiento es el siguiente: primero se unen en una sola población los padres y los hijos  $D_t = P_t \cup H_t$ , que será  $= 2P$ . Entonces, la población  $H_t$  es clasificada de acuerdo a la no dominancia. Ahora, las soluciones que pertenecen al mejor conjunto de soluciones no dominadas  $F_1$  son las mejores soluciones en la población combinada. Si el tamaño de  $F_1$  es más pequeño que  $P$  pasan todos a la nueva población ( $P_{t+1}$ ). El resto de los miembros de la población  $P_{t+1}$  son elegidos de los frentes no dominados posteriores en el orden de su clasificación, por lo tanto, las soluciones del conjunto  $F_2$  se eligen a continuación, seguido de soluciones del conjunto  $F_3$ , y así sucesivamente. Este procedimiento continúa hasta que ya no haya más individuos en la población  $D_t$ . Después de la clasificación se toman los primeros  $P$  individuos que conformarán la nueva generación  $P_{t+1}$ , el resto son rechazados. La nueva población  $P_{t+1}$ , de tamaño  $P$ , pasará a ser ahora la población de padres a la que se le aplicarán los operadores genéticos, e ir generando nuevas generaciones hasta encontrar un criterio de parada. La Figura 3.6 muestra gráficamente el procedimiento general del NSGA- II.

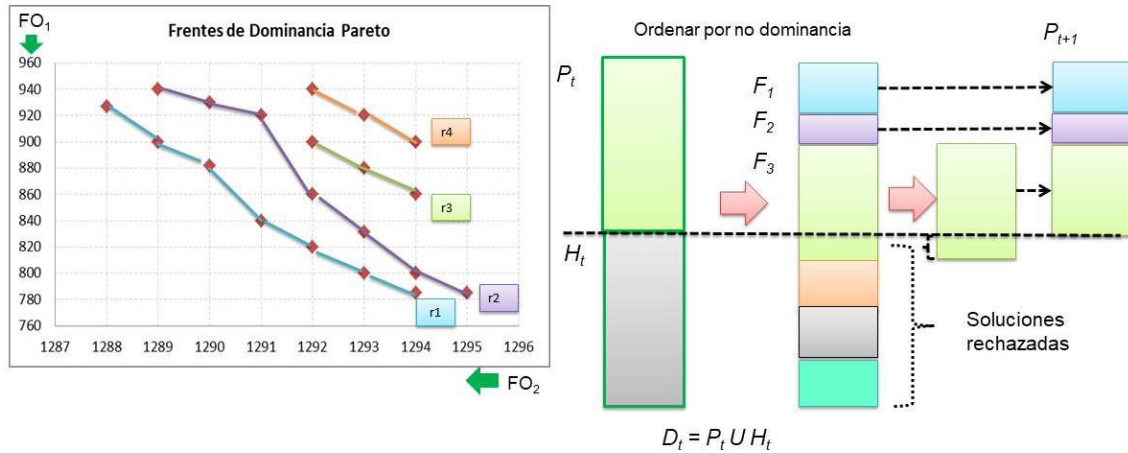


Figura 3.6: Procedimiento del algoritmo NSGA-II

### 3.3.2. MOEA/D

La idea básica de MOEA/D es utilizar una función de agregación para descomponer un MOP en subproblemas de optimización de un solo objetivo y utilizar un algoritmo evolutivo para optimizarlos simultáneamente.

**Descomposición:** en MOEA/D, el MOP original debe descomponerse en una serie de subproblemas escalares; cualquier enfoque de agregación matemática puede servir para este propósito. En este trabajo se utiliza el enfoque de *Tchebycheff*, originalmente propuesto en [37].

Sea  $F(x) = (f_1, \dots, f_m)$  el vector objetivo,  $\{\lambda^1, \dots, \lambda^N\}$  un conjunto de vectores de peso distribuidos uniformemente, los cuales permanecen fijo para cada subproblema durante toda la evolución y  $z^*$  un punto de referencia. Entonces, la función objetivo de un subproblema  $j$  es definida como:

$$g^{te}(x^j | \lambda^j, z^*) = \max_{1 \leq i \leq m} (\lambda_i^j |f_i'(x) - z_i^*|) \quad (3.3)$$

donde  $\lambda^j = (\lambda_1^j, \dots, \lambda_m^j)^T$  representan el vector de pesos por cada problema  $j$ ,  $f'$  denota la función minimizar o maximizar de  $f$  y  $z^* = (z_1, \dots, z_m)$  es un vector con los mejores valores de  $z_i$  encontrados por cada objetivo al evaluar  $f_i$ . (Ver Algoritmo 2).  $g^{(te)}$  es la función de *Tchebycheff*, una función continua de  $\lambda$  que mapea dos argumentos  $x^i$  y  $x^j$ , cerca uno del otro, a medida que se acerca al óptimo  $z^*$  y dado que los pesos  $\lambda^i$  y  $\lambda^j$  están cerca uno del otro.

La configuración  $\{\lambda^1, \dots, \lambda^N\}$  en MOEA/D es controlada por el parámetro  $H$ , se genera utilizando la siguiente relación  $\{\frac{0}{H}, \frac{1}{H}, \frac{2}{H}, \dots, \frac{H}{H}\}$  [37], donde el peso por cada individuo toma un valor aleatorio por cada objetivo a optimizar. Después de calcular la distancia euclidiana entre los pesos individuales de cada individuo y generar el vector  $B(i)$ , se genera la población inicial de forma aleatoria y se construyen soluciones factibles tal como se describe en la sección 3.2. Cada solución se evalúa con las funciones objetivo

**Algoritmo 2** : MOEA/D

- 
- 1: Entrada de parámetros:  $G_{max}$ ,  $P$ ,  $P$  vectores de peso  $\lambda^1, \dots, \lambda^P$ ,  $T$ ,  $pc$ : probabilidad de cruzamiento,  $pm$ : probabilidad de mutación.
  - 2: Salida: EP: Población externa. EP es el archivo de soluciones no dominadas
  - 3: Inicializar:
  - 4: EP= $\emptyset$  (conjunto de soluciones no dominadas).
  - 5: Calcular la distancia euclidiana entre cada par de vectores de peso y determinar los  $T$  vectores que formarán el conjunto de vectores de pesos.
  - 6: **for**  $i = 1$  to  $P$  **do**  $B(i) = \{i_1, \dots, i_T\}$  donde,  $\lambda^{i_1}, \dots, \lambda^{i_T}$ , son los  $T$  vectores de peso más cercanos a  $\lambda^i$ .
  - 7: **end for**
  - 8: Generar la población inicial  $\Pi^1, \dots, \Pi^P$  aleatoriamente, y evaluar los individuos iniciales, realizando la normalización de objetivos para obtener  $FV^1, FV^2, \dots, FV^P, FV^i = \{FV_1^i, \dots, FV_m^i\}$ , es el vector de valor objetivo normalizado del individuo  $\Pi^i$ . Cada  $FV_j^i \{j = 1, \dots, m\}$  es calculado como se muestra en el Algoritmo 3.
  - 9: Inicializar  $z = (z_1, \dots, z_m)^T$  mediante un método específico del problema, donde  $z_i$  es el mejor valor encontrado hasta ahora para el objetivo  $f_i$ .
  - 10: Actualizar:
  - 11: **while**  $gen \leq G_{max}$  **do**
  - 12:      $gen++$ ;
  - 13:     **for** cada subproblema  $i = 1$  to  $P$  **do**
  - 14:         **Reproducción:**
  - 15:         seleccionar aleatoriamente dos puntos,  $k, l$  de  $B(i)$
  - 16:         generar una nueva solución  $y'$  a partir de  $\Pi^k$  y  $\Pi^l$ , utilizando operadores genéticos.
  - 17:         **Actualizar el vector  $z$ :**
  - 18:         **for**  $j=1$  to  $m$  **do**
  - 19:             **if**  $z_j > f_j(y')$  **then**
  - 20:                  $z_j = f_j(y')$ .
  - 21:             **end if**
  - 22:         **end for**
  - 23:         **Actualizar el vecindario:**
  - 24:         **for** cada índice  $j \in B(i)$  **do**
  - 25:             **if**  $g^{te}(y'|\lambda^j, z) \leq g^{te}(\Pi^j|\lambda^j, z)$  **then**
  - 26:                  $\Pi^j \leftarrow y'$  y  $FV^j \leftarrow F(y')$ .
  - 27:             **end if**
  - 28:         **end for**
  - 29:         **Actualizar EP.**
  - 30:         Remover de EP todo vector dominado por  $F(y')$ .
  - 31:         Agregar  $F(y')$  a EP si no existe un vector en EP que domine a  $F(y')$ .
  - 32:     **end for**
  - 33: **end while**
  - 34: **return** EP
-

definidas por las Ecuaciones 3.1 y 3.2, y los mejores valores obtenidos de ambos objetivos se mantienen en el vector  $z^*$ .

### Actualización de la población y criterio de parada

En cada una de las generaciones y para cada subproblema se aplica el siguiente procedimiento:

- **Reproducción:** el proceso evolutivo requiere alguna función estocástica para seleccionar a los padres de la población, en nuestro algoritmo los padres son dos soluciones seleccionadas al azar del vector de peso, como se define en el Algoritmo 2, pasos 15 y 16, los operadores de variación utilizados en los padres seleccionados fueron descritos anteriormente, representados en las figuras 3.4 y 3.5, generando una nueva solución  $F(y')$ .
- **Actualización del vector  $z$ :** el valor  $f_j(y')$  reemplaza el valor actual de  $z_j$  en el subproblema  $j$ , siempre que se logre un mejor valor para la función objetivo específica de ese subproblema.
- **Actualización del vecindario:** considera todos los vecinos del subproblema  $i$ -ésimo, se reemplaza  $\Pi^j$  con  $y'$ , si  $y'$  obtiene mejor valor que  $\Pi^j$  con respecto al subproblema  $j$ -ésimo.
- **Actualización de la población externa (EP, Extran Poblacion):** finalmente, se realiza una prueba para verificar si  $y'$  está dominado por alguna solución en el frente no dominado que se lleva en memoria, y si no, se agrega al EP.

Criterio de terminación: todo el proceso de selección de los padres y generación de los hijos se repite por un número fijo de generaciones  $Gmax$ , devolviendo finalmente el EP.

### 3.3.3. Evaluación de la calidad de la solución en los algoritmos multiobjetivo

El rendimiento de los MOEA generalmente se evalúa por la calidad de los frentes de Pareto aproximados encontrados por los algoritmos. En general, se tienen en cuenta tres características para evaluar un frente de Pareto aproximado: (1) proximidad al frente óptimo de Pareto, (2) diversidad de soluciones a lo largo del frente y (3) uniformidad de soluciones a lo largo del frente. Estos tres criterios guían la búsqueda a un conjunto diversificado y de alta calidad de soluciones que permiten elegir la solución más adecuada en un proceso posterior de toma de decisiones [17].

De acuerdo con [184], hay varios indicadores que ayudan a analizar estos objetivos: tasa de error, distancia generacional, índice de cobertura, espaciado y dispersión. En nuestros experimentos se usaron los siguientes índices de rendimiento:

- Hipervolumen (HV, Hypervolume indicator): El HV fue propuesto y aplicado por primera vez por Zitzler y Thiele [168], donde se le define como "tamaño del espacio cubierto"; posteriormente se han utilizado otros términos para definirlo, como "métrica hiperárea" [185], "métrica S" [186] y "medida de Lebesgue" [187, 188]. Es una medida ampliamente utilizada en la evaluación de algoritmos multiobjetivo [184], diseñada para medir los aspectos de convergencia y diversidad en un frente dado [189]. El valor de hipervolumen es calculado utilizando un punto de referencia, regularmente el peor punto del espacio de soluciones. El HV consiste en calcular el volumen (3 o más objetivos) o área (2 objetivos) del espacio objetivo que es cubierto por el conjunto de soluciones encontradas, limitado por el punto de referencia.

En el cálculo del HV para dos funciones objetivo, se define como el área de cobertura del conjunto de soluciones no dominadas  $Q$  en relación con el espacio objetivo de dichas funciones. Esto equivale a la suma de todas las áreas rectangulares, delimitadas por el punto de referencia. Ver Figura 3.7.

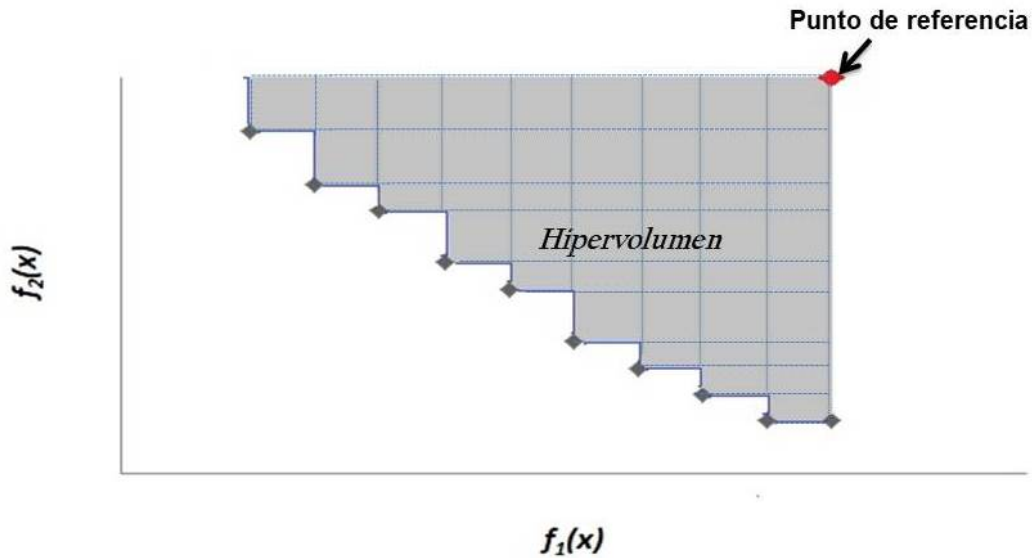


Figura 3.7: Gráfica de hipervolumen

Los algoritmos que logran valores más altos de HV son mejores. Con respecto a la relación de hipervolumen ( $HVR$ ), el mejor valor es uno y se determina de la siguiente manera:

$$HVR = \frac{HV(Q)}{HV(P^*)} \quad (3.4)$$

donde  $HV(Q)$  es el HV de las soluciones no dominadas encontradas  $Q$  y  $HV(P^*)$  representa el HV de las soluciones Pareto óptimas  $P^*$ .

- Épsilon ( $I_\epsilon$ ): el indicador épsilon [168] indica el factor mínimo por el cual un conjunto de soluciones ( $A$ ) deben ser multiplicadas, tal que estas sean débilmente



dominadas por otro conjunto de soluciones ( $B$ ), con respecto a sus objetivos, esto es, cuánta dominancia tiene un frente sobre otro y la distancia que se debe desplazar  $B$  para dominar a  $A$  respecto al factor  $\epsilon$ . Es decir, es la distancia mínima (en cualquier objetivo) que habría que desplazar cada solución para ser no dominada con respecto a otro frente, una buena proximidad y una buena diversidad conllevan valores bajos de  $I_\epsilon$ . Matemáticamente se define como:

$$I_\epsilon(A, B) = \max_{z^2 \in B} \min_{z^1 \in A} \max_{1 \leq i \leq n} \frac{z_i^1}{z_i^2} \quad (3.5)$$

donde  $z^1$  es un vector objetivo,  $z^1 = (z_1^1, z_2^1, \dots, z_n^1)$  pertenecen al frente Pareto  $P(A)$  y  $z^2$  es un vector objetivo,  $z^2 = (z_1^2, z_2^2, \dots, z_n^2)$  perteneciente al frente  $P(B)$ ,  $n$  es el número de objetivos que conforman los frentes.

- Cobertura ( $C(A, B)$ ): esta métrica es introducida por Zitzler y Thiele [168], compara dos conjuntos de Pareto uno con el otro. Consiste en lo siguiente: sean  $A$  y  $B$  dos aproximaciones al conjunto de Pareto de un MOP,  $C(A, B)$  se define como el porcentaje de soluciones en  $B$  que están dominadas por al menos una solución en  $A$ . La cobertura  $C(A, B)$  asigna al par ordenado  $(A, B)$  un valor en el intervalo  $[0, 1]$ :

$$C(A, B) = \frac{|\{u \in B \mid \exists v \in A : v \succ u\}|}{|B|} \quad (3.6)$$

donde  $|B|$  indica el número de soluciones en el conjunto  $B$ . Si  $C(A, B) = 0$  implica que ninguna de las soluciones en  $B$  son dominadas por las soluciones de  $A$ . Por otro lado, un valor  $C(A, B) = 1$  significa que todas las soluciones en  $B$  son dominadas por alguna de las soluciones de  $A$ . Si  $C(A, B) > C(B, A)$  significa que el conjunto  $A$  tienen mejores soluciones que el conjunto  $B$ .

- Distancia Generacional (DG): Esta métrica fue presentado por Van Veldhuizen y Lamont [190] mide la distancia de las soluciones que están en el conjunto de soluciones no dominadas encontradas, de las soluciones del conjunto óptimo de Pareto y se define como:

$$DG = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n d_i^2}}{n} \quad (3.7)$$

donde  $n$  es el número de soluciones en el conjunto de soluciones no dominadas encontradas hasta el momento y  $d_i$  es la distancia euclidiana (medido en el espacio objetivo) entre cada una de estas soluciones y el miembro más cercano del conjunto Pareto óptimo. Un valor de  $DG = 0$  indica que todos los elementos generados están en el conjunto óptimo de Pareto.

### 3.4. Algoritmos para sintonización de parámetros

Un parámetro es cualquier variable controlable de un experimento que influye en el resultado del mismo. La mayoría de las metaheurísticas utilizadas en la solución del

problema de rutas de vehículos contienen un gran número de parámetros, cuyos valores necesitan ser calibrados antes de ejecutar la metaheurística [191]. Esta es un área donde el método científico y el análisis estadístico pueden y deben ser empleados. [192].

### 3.4.1. Diseño de Experimentos (Desing of Experiments, DOE) Taguchi

Para realizar el ajuste de parámetros se utilizó primeramente el DOE Taguchi [39], por ser uno de los métodos de muestreo más utilizados [193, 194], y permitir reducir el número de experimentos al utilizar los arreglos ortogonales [195]. Los arreglos ortogonales son diseños propuestos por Taguchi que, como su nombre lo indica, tienen la propiedad de ortogonalidad, misma que también poseen los diseños factoriales clásicos. Estos arreglos son diseños factoriales completos, fraccionados o mixtos, dependiendo del número de factores a estudiar en un caso particular [196]. Para determinar la matriz ortogonal que aplica al problema al que se le van a sintonizar los parámetros, es necesario definir los factores (parámetros) y los niveles (valores) [39].

### 3.4.2. Algoritmo EVOCA

Al realizar una exploración en la literatura de las diferentes estructuras que existen para la sintonización de parámetros se decidió utilizar la técnica EVOCA [40]. EVOCA se eligió por sus características, y por la experiencia que se tenía para su programación al ser un algoritmo evolutivo. La Tabla 3.1, resume las características principales de los métodos explorados, los cuales fueron: el método ParamILS [197], SMAAC [198], I-Race [199], Revac [193] y EVOCA [40].

Tabla 3.1: Principales características de métodos de sintonización

	<b>Características</b>	<b>ParamILS</b>	<b>SMAC</b>	<b>I-Race</b>	<b>Revac</b>	<b>EVOCA</b>
Proceso utilizado	Búsqueda local Iterativo	X	X	X	X	X
Espacio de parámetros	Núm. finito Rango	X	X	X	X	X
Salida	Mejor calibración Buenas calibraciones	X	X	X	X	X
Programación	metaparámetros Software Habilidades Conocer algoritmo	4 Rubí Básico Experto	3 Java Experto Básico	6 R Experto Básico	3 C++ Básico Básico	3 C++ Básico Básico

EVOCA [40] es un calibrador evolutivo, trabaja con una población de parámetros a calibrar, el tamaño de la población se calcula en función del número de parámetros y su dominio incluye un conjunto de valores relevantes para cada parámetro de forma

independiente en su primera población. Se selecciona un conjunto de valores bien distribuidos para cada parámetro sintonizado. EVOCA define tres (meta-) parámetros: el tamaño de la población máxima, el número de repeticiones para evaluar cada parámetro de calibración ( $r$ ) y el tiempo computacional máximo. EVOCA se puede resumir de la forma siguiente:

1. La representación es un cromosoma en forma de una cadena, donde cada elemento corresponde a un parámetro, se toma su valor dentro del dominio del parámetro. Por lo tanto, la longitud de la cadena es el número de parámetros a sintonizar.
2. El tamaño de la población se calcula considerando el número de parámetros a ajustar y sus tamaños de dominio iniciales.
3. Aplica el operador de cruzamiento utilizando el método de la ruleta, genera un hijo que sustituye a la peor configuración de parámetros actual, siempre y cuando la configuración obtenida sea mejor.
4. Después se realiza la mutación al hijo cruzado, seleccionando un parámetro al azar y modificándolo, si este mejora la solución del algoritmo de ajuste entonces reemplaza a la segunda peor configuración.
5. Se repiten los operadores de variación hasta que se cumpla con el criterio de parada establecido.

### 3.4.3. T-Adaptativo

Existen dos estrategias diferentes para el ajuste de parámetros: 1) El ajuste offline, hace referencia al establecimiento de parámetros antes de la ejecución de las metaheurísticas, 2) El ajuste online que actualiza los parámetros adaptativamente. En los enfoques adaptativos, los parámetros se codifican en la representación de soluciones y como resultado, al ir modificando la solución, el valor de los parámetros se cambiará [200]. Los dos métodos anteriores, DOE Taguchi y EVOCA son de ajuste offline; el tercer método que se describen a continuación es de ajuste online.

En la fase experimental, se introduce un método que se denominó T-Adaptativo en la sintonización de parámetros. Este procedimiento consiste en que el parámetro  $T$  (valor que indica cuántos valores tendrá el vector de pesos) del algoritmo MOEA/D se inicia con un valor determinado de acuerdo a la experiencia o a trabajos anteriores, en cada generación el programa evalúa si mejoraron los objetivos del vector  $z$ , si mejoran continúa con el mismo valor de  $T$ , en caso contrario, cambia el valor de  $T$  aleatoriamente en un intervalo especificado, este procedimiento lo repite hasta encontrar el criterio de parada. T-Adaptativo fue motivado por las conclusiones de la investigación realizada por Zhang y Li [37], quien comenta que el algoritmo MOEA/D es muy sensible al parámetro  $T$ .

### 3.5. Algoritmo MOEA/D aplicado al problema E-VRPTWMF

Para dar solución al problema E-VRPTWMF se utilizaron los casos de prueba del Reino Unido (UK) detalladas en la sección 3.1, el motivo principal de utilizar estos casos es la distribución de sus clientes que representan coordenadas reales, ver Figura 3.8.

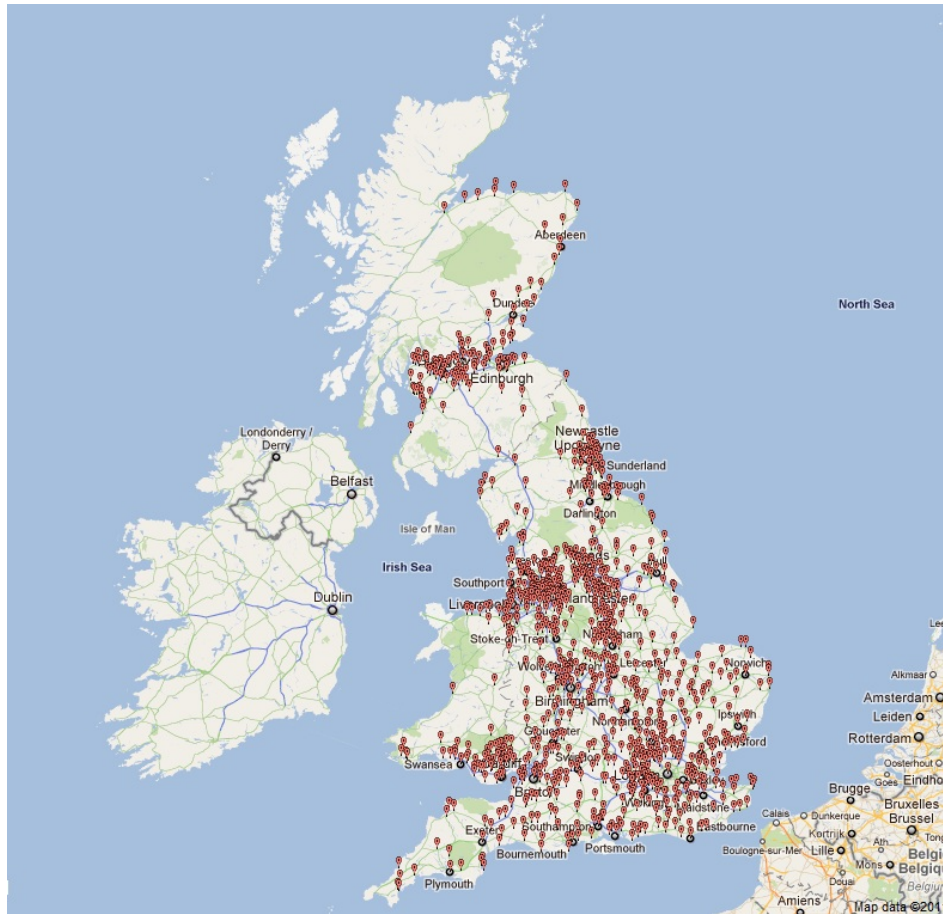


Figura 3.8: Ciudades del Reino Unido, representan clientes geográficamente dispersos en los casos de prueba.

El problema E-VRPTWMF difiere del E-FSMFTW en la flota de vehículos utilizada, ya que como se menciona en la sección 2.2.2, el E-VRPTWMF se resuelve con una flota mixta de VCs y VEs, con características homogéneas, mientras el E-FSMFTW se resuelve con una flota compuesta solo de VEs heterogénea en costos y capacidades. Al aplicar el algoritmo MOEA/D al E-VRPTWMF se modifica el método de decodificar la solución. El Algoritmo 2 descrito en la sección 3.3.2 se modifica en el paso 8 al construir soluciones factibles para la población inicial y en el paso 15 al generar nuevas soluciones. A continuación se describen las dos formas que se utilizaron en la decodificación de

soluciones para el problema E-FSMFTW.

1. La primera forma, la cual se llamó *Secuencial*, basada en la heurística de construcción propuesta por Solomon [53], consiste en que a partir de la permutación generada,  $\Pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N]$ , se va asignando cada elemento (cliente) a la primera ruta que cumpla con las restricciones, generando una nueva ruta cada vez que alguna de las restricciones no se cumple. En el diagrama de flujo mostrado en la Figura 3.1, se eliminan las restricciones de flota heterogénea (color azul), por lo que en este problema cuando se excede la capacidad de carga del vehículo se genera una nueva ruta.
2. La segunda forma, *r-primeros*, basada en la heurística de construcción introducida por Pang [201] consiste en que los primeros  $r$  elementos de la permutación  $\Pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_r, \pi_{r+1}, \dots, \pi_N]$  comienzan en el depósito  $\pi_{0i}$ ,  $r$  representa el número de vehículos utilizados para satisfacer las demandas  $q_i$  de todos los clientes y se estableció calculando para cada caso de prueba la relación entre la suma de la demanda de los clientes  $q_i$  y la capacidad de carga del vehículo  $Q$ , eligiendo el valor entero más alto de estas proporciones entre todos los casos del mismo tamaño, matemáticamente:

$$r = \text{techo} \left( \frac{\sum_{i=1}^N q_i}{Q} \right) \quad (3.8)$$

Siempre se parte de  $r$  rutas, a las que se unen el resto de elementos de la permutación  $\Pi$ . Estos elementos restantes se asignan uno a uno al nodo más cercano visitado recientemente de una de las  $r$  rutas actualmente en construcción, siempre que se cumplan las restricciones del problema E-VRPTWMF, como se describe en el Algoritmo 3. Si alguno de los clientes restantes  $N - (r + 1)$  no se pueden adjuntar a ninguna de las rutas  $r$  existentes debido a una restricción que no se puede cumplir, ese cliente se agregará a una nueva ruta. Si no se satisface una restricción durante la generación de las primeras  $r$  rutas, se genera una nueva permutación. Esto implica que el número de subrutas  $k$  generadas será igual o mayor que  $r$ .

**Algoritmo 3** : Construcción de soluciones factibles  $r$ -primeros

$C_0$  y  $C_{N+1}$  indican el depósito.

$r$ : límite inferior del número de rutas deseadas.

$B$ : representa el total de la capacidad de batería de un vehículo  $d_j, t_j, q_j, tw_j, Br_j$ : distancia, tiempo, demanda, tiempo de espera y consumo de energía, respectivamente, acumulada para el vehículo  $j$ .

$e_i, l_i$ : tiempo de inicio y final, respectivamente de la ventana de tiempo del cliente  $i$ .

**Entrada:** una permutación de clientes  $\Pi = \{\pi_1, \dots, \pi_N\}$

**Salida:**  $k$ -subrutas,  $S\Pi = \{S\Pi_1, S\Pi_2, \dots, S\Pi_r, \dots, S\Pi_k\}$

---

```

1:  $i = 1$ 
2: for  $j = 1$  to  $r$  do
3:   agregar  $C_0$  a la subruta  $S\Pi_j$ 
4:    $Br_i \leftarrow$  calcula el consumo de energía de  $C_0$  a  $C_i$ 
5:   if  $Br_j \geq B$  then
6:      $s' \leftarrow$  selecciona de  $S$  la estación de recarga más cercana de  $C_i$ 
7:     agregar  $s'$  a la subruta  $S\Pi_j$ 
8:      $d_j \leftarrow d_j +$  la distancia de  $s'$  a  $C_i$ 
9:      $t_j \leftarrow t_j +$  el tiempo de  $s'$  a  $C_i$ 
10:     $Br_j \leftarrow$  consumo de energía de  $s'$  a  $C_i$ 
11:   end if
12:    $q_j \leftarrow q_j +$  la demanda de  $C_i$ 
13:    $d_j \leftarrow d_j +$  la distancia de  $C_0$  a  $C_i$ 
14:    $t_j \leftarrow t_j +$  el tiempo de  $C_0$  a  $C_i$ 
15:   if  $t_j \leq e_{C_i}$  then
16:      $tw_j \leftarrow tw_j + (e_{C_i} - t_j)$ 
17:      $t_j \leftarrow e_{C_i}$ 
18:   end if
19:   Agregar  $C_i$  a la subruta  $S\Pi_j$ 
20:    $i \leftarrow i + 1$ 
21: end for
22: for  $i = r + 1$  to  $N$  do
23:    $s' \leftarrow$  selecciona de  $S$  la estación de recarga más cercana de  $C_i$ 
24:    $d_{best} \leftarrow$  infinito
25:    $B_e \leftarrow$  consumo de energía de  $s'$  a  $C_i$ 
26:   for  $j = 1$  to  $r$  do
27:      $C'_j =$  último cliente de la subruta  $S\Pi_j$ 
28:      $B_c =$  consumo de energía de  $C'_j$  a  $C_i$ 
29:     if  $t_j \leq l_{C_i}$  y  $q_j +$  la demanda de  $C_i \leq Q$  then
30:       if  $Br_j + B_c + B_e \leq B$  then
31:          $d_{ij} \leftarrow$  se calcula la distancia entre  $C_i$  a  $C'_j$ 
32:         if  $d_{ij} \leq d_{best}$  then
33:            $d_{best} \leftarrow d_{ij}$ 
34:            $b \leftarrow j$ 
35:         end if
36:       else
37:         ir a una estación de recarga siguiendo el procedimiento de las líneas 5 a la 11
38:       end if
39:     else
40:       Generar una nueva ruta siguiendo el procedimiento de las líneas 3 a la 20
41:     end if
42:      $r = r + 1$ 
43:   end for
44:   agregar el cliente  $C_i$  y  $s'$  a la subruta  $S\Pi_b$ 
45:   Calcular  $d_b, t_b, q_b, Br_b, tw_b$  para la subruta  $S\Pi_b$ 
46: end for
47: for  $j = 1$  to  $r$  do
48:   agregar  $C_{N+1}$  a la subruta  $S\Pi_j$ 
49: end for
50:  $k = r$ 
51: FV = suma de todas las distancias  $d_j$ , suma de todos los tiempos de espera  $tw_j$ 
52: return Conjunto de soluciones no dominadas
53: Regresa  $S\Pi = S\Pi_1, S\Pi_2, \dots, S\Pi_k$ 

```

---

### Estrategias para la sustitución de VCs por VEs

Para estudiar cómo se ve afectado el frente de Pareto aproximado a medida que se modifican gradualmente los VCs por los VEs, se necesita tener un frente de Pareto aproximado de referencia que se logra utilizando solo VCs. Para lograr este objetivo, primero se aplica el algoritmo MOEA/D considerando solo VCs y, después de ejecutarlo  $Nrun$  veces, se toma la unión de los conjuntos no dominados de los  $Nrun$  resultantes y se calcula el conjunto de soluciones no dominado general, al cual se le llamó conjunto consolidado de soluciones no dominadas (CNDS). En el conjunto de soluciones no dominadas previamente determinado, cada solución se compone de varias rutas, como se muestra en la Figura 3.9 un ejemplo de una de las soluciones formada de cinco rutas.

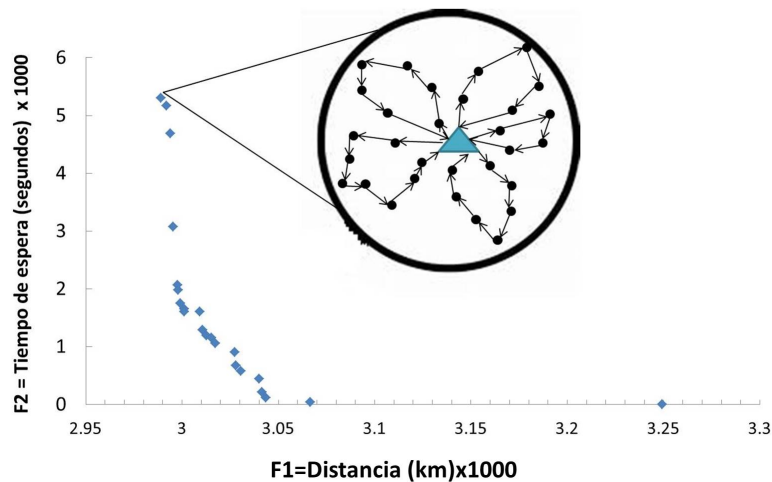


Figura 3.9: Conjunto de soluciones no dominadas. Cada solución (diamantes azules) se compone de  $k$  rutas; en este caso es una solución con  $k = 5$ .

Con el fin de analizar qué sucede cuando un VC es reemplazado por un VE, se seleccionó cada solución del conjunto de soluciones no dominadas determinadas con VCs y se calculó el consumo de batería que un VE necesitaría para recorrer cada una de sus rutas. Si el consumo resulta ser inferior a la capacidad de la batería, 80 Kwh de acuerdo a lo propuesto por Davis y Figliozzi [55], entonces, los clientes de esa ruta pueden ser atendidos con un VE sin ningún problema. Como ilustración de esto, vea la Figura 3.10, donde las rutas R1, R2 y R5 pueden ser atendidas con VEs sin necesidad de recarga. Sin embargo, los VEs no pueden completar las rutas R3 y R4 sin visitar una estación de carga. Para las rutas que necesitan visitar una estación de recarga, se proponen los siguientes algoritmos para volver a calcular el frente de Pareto aproximado resultante al sustituir VCs por VEs.

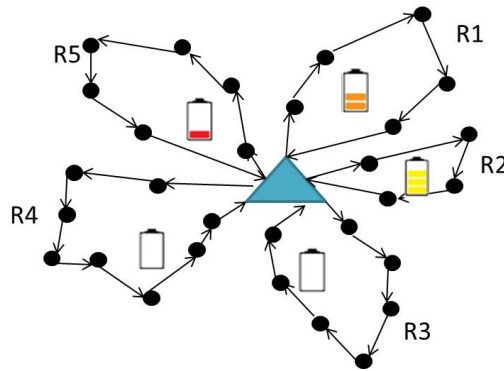


Figura 3.10: Conjunto de rutas de una solución seleccionada. R1, R2 y R5 se pueden recorrer con un VE cada una y, en R3 y R4; la batería de un VE no permite llegar a todos los clientes (representado con una batería vacía).

### Algoritmo todas las rutas (ARa)

El algoritmo, al que se le llamó ARa, aplica el siguiente procedimiento a cada una de las soluciones del conjunto de soluciones no dominadas obtenidas con VCs:

- Los clientes de las rutas que exceden la capacidad de la batería (ver Figura 3.10), se agrupan como si fueran un nuevo sub-caso de prueba y se resuelve con el algoritmo MOEA/D utilizando solo VEs, obteniendo así un conjunto de soluciones no dominadas.
- El resultado final de este algoritmo después de ejecutarlo  $Nrun$  veces, es el conjunto de soluciones no dominadas de todos los clientes (el CNDS, como se explicó anteriormente), las cuáles reemplazan las rutas que se construyeron originalmente al utilizar solo VCs. La Figura 3.11 muestra un ejemplo de cómo las dos rutas que exceden la capacidad de la batería (R3 y R4) pueden ser reemplazadas por cualquiera de las nuevas soluciones obtenidas usando solo VEs.

Este enfoque (ARa), sin embargo, requiere un esfuerzo computacional significativo, ya que aumenta la cantidad de rutas que un VE no puede recorrer sin recargar la batería. Para resolver este problema, se presenta a continuación una técnica más elaborada.

### Algoritmo ruta por ruta (RbyRa)

Para cada una de las soluciones que se obtuvieron en el conjunto de soluciones no dominadas utilizando solo VCs, se aplicó el siguiente procedimiento:

- Por cada solución no dominada, se tomaron las rutas que exceden la capacidad de la batería (como se explica en la Figura 3.10, sección 3.5) y cada ruta se resuelve individualmente; es decir, los clientes que la conforman son considerados como datos de entrada al algoritmo MOEA/D, después de ejecutar este algoritmo  $Nrun$



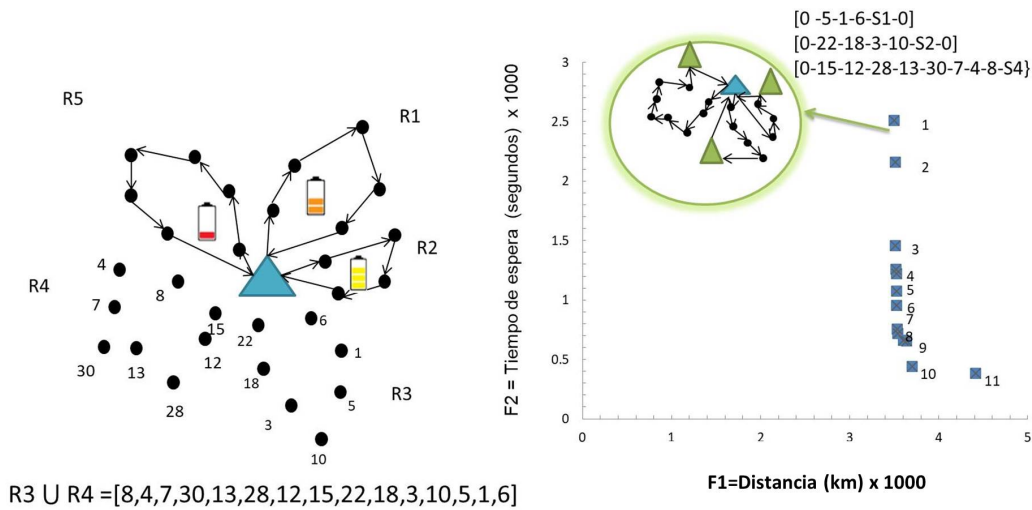


Figura 3.11: Dos rutas (R3 y R4), que superan la capacidad de la batería de un VE, se resuelven uniendo a los clientes de ambas rutas, en un solo conjunto de clientes [8,4,7,30,13,28,12,15,22,18,3,10,5,1,6]. La nueva solución uno compuesta por todos los clientes de R3 y R4 utilizando VEs, está formada por 3 rutas. De la misma manera R3 y R4 pueden ser reemplazados por cualquiera de las 11 soluciones del conjunto no dominado generado con VEs.

veces, obtenemos como resultado un conjunto de soluciones no dominadas para cada una de las rutas, esto se ilustra en la Figura 3.12, un conjunto no dominado para los clientes de R3 (Figura 3.12 A) y un conjunto de soluciones no dominadas para los clientes de R4 (Figura 3.12 B).

- Una vez que se calcula el conjunto de soluciones no dominadas para cada una de las rutas resueltas con VEs, se realizan todas las combinaciones con ellas para obtener las posibles soluciones para sustituir los VCs por VEs. Esto es, de acuerdo con los resultados del ejemplo mostrado en la Figura 3.12, se obtienen 3 soluciones no dominadas (R3.1, R3.2, R3.3) que pueden reemplazar a R3 construida con VCs y 4 soluciones no dominadas (R4.1, R4.2, R4.3, R4.4) para reemplazar R4. Al realizar las diferentes combinaciones, las rutas R1, R2 y R5, que son las que no superaron la capacidad de batería de un VE, se mantienen constantes en todas las soluciones. Así, R1, R2, R5, R3.1, R4.1 es un ejemplo de solución mientras que R1, R2, R5, R3.1, R4.2 es otro, en total en este ejemplo se obtienen 12 combinaciones diferentes.
- Cuando se obtuvieron todas las soluciones posibles con las combinaciones, se determinaron cuáles de ellas son las no dominadas. Como se repite este procedimiento para cada una de las soluciones del conjunto de soluciones no dominadas obtenidas utilizando únicamente VCs, al final se juntan todas esas soluciones no

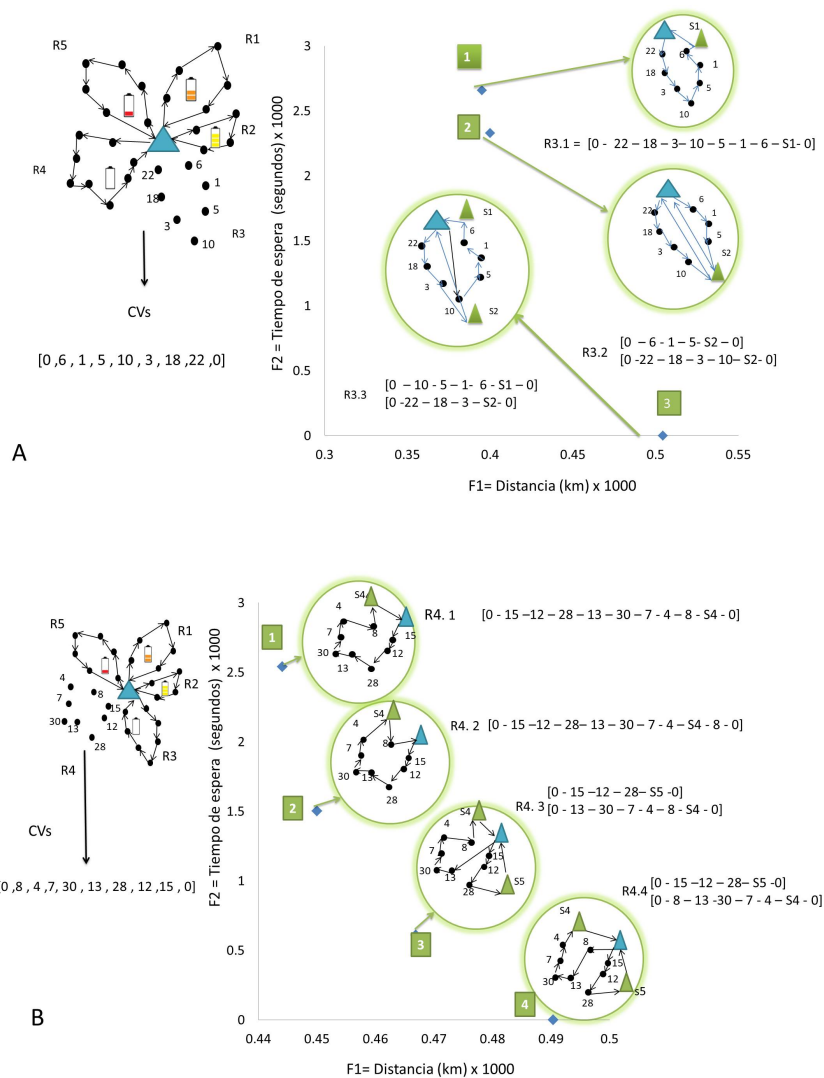


Figura 3.12: Conjunto de soluciones no dominadas, al resolver con VEs los clientes de cada ruta que superan la capacidad de carga de un VE con RbyRa. La Figura A muestra cómo R3 [0,6,1,5,10,3,18,22,0], cuando se reemplaza por un VE, obtiene 3 soluciones no dominadas en el frente, por lo que R3 se puede reemplazar de 3 formas diferentes: solución 1 [0-22-18-3-10-5-16-S1-0], solución 2 que necesita de 2 VEs para visitar a todos los clientes [0-6-1-5-S2-0] y [0-22-18-3-10-S2-0], o por la solución 3, que también construye 2 rutas. La Figura en B muestra los resultados de R4 [0-8-4-7-30-13-28-12-15-0], cuando se reemplaza por VEs, presenta 4 soluciones diferentes por las que puede ser reemplazada R4.

dominadas y se vuelve a determinar el conjunto de soluciones no dominadas, esta vez, utilizando solo VEs.

Hasta donde sabemos, esta es la primera vez que se introduce esta estrategia para

abordar este problema. Cabe mencionar que RbyRa se puede aplicar a soluciones no dominadas de cualquier variante del VRP para mejorar su calidad. Después de calcular el conjunto de soluciones no dominadas utilizando solo VEs, se presenta un análisis de cómo se modifican estas soluciones mediante la sustitución progresiva de VC por VE, y cómo se ven afectados los objetivos que se están optimizando.

# Capítulo 4

## Pruebas y Resultados

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos en la modelación y desarrollo de los algoritmos descritos en la sección 3. Se detallan y analizan las soluciones obtenidas en cada una de las etapas del trabajo de investigación: como primer etapa se inicia con la comparación de los algoritmos MOEA/D y NSGA II al resolver el problema *E-FSMFTW*, comparando las soluciones de ambos algoritmos con diferentes indicadores de calidad a fin de evaluar el rendimiento de ambos. En la segunda etapa, se procedió a la sintonización de parámetros del algoritmo MOEA/D presentando los resultados de los 3 diferentes métodos de ajuste utilizados. En la tercer etapa del trabajo se resuelve el problema E-VRPTWMF con MOEA/D utilizando dos heurísticas de construcción de soluciones factibles.

Posteriormente, se presentan los resultados al resolver el E-VRPTWMF con los dos algoritmos propuestos, incluyendo el posprocesamiento de las soluciones no dominadas al utilizar MOEA/D con solo VCs. Finalmente, en una cuarta etapa, se muestran las soluciones obtenidas del remplazo paulatino de los VCs por VEs.

Todos los experimentos de este proyecto se realizaron en un servidor Intel Xenon E5-4610, 2.3 GHz, procesador 8.00, 64 GB de RAM. Los algoritmos implementados basados en NSGA-II y en MOEA/D fueron codificados en C++ y ejecutados en un sistema operativo basado en Linux, compilados con gcc versión 7.3.0.

### 4.1. Comparación de MOEA/D y NSGA-II para el problema *E-FSMFTW*

En esta primera etapa del proyecto se resuelve el E-FSMFTW, se seleccionaron aleatoriamente 24 casos de prueba propuestos por Hiermann et al. [5], 6 por cada uno de los tamaños (5, 10, 15 y 100 clientes). Con los casos seleccionados se ejecutaron de forma independiente los dos algoritmos 30 veces: NSGA-II y MOEA/D, obteniendo al final el conjunto de soluciones no dominadas de las 30 corridas.

En la Tabla 4.1 se muestra el conjunto de soluciones no dominadas de 30 corridas de los casos de prueba con 5 clientes, los costos  $a$ ,  $b$  y  $c$  representan el costo del tipo

de vehículo (Mix), asignado a las rutas, de acuerdo a los casos de prueba introducidos en [57], los cuales se pueden consultar en el Anexo A, Tabla A.1.  $f1$  es el costo de la trayectoria, calculado con la ecuación 3.1, y  $f2$  representa el tiempo de espera (ecuación 3.2), el cual es independiente del vehículo utilizado; en la última columna se muestra el valor reportado en la investigación de Hiermann et al. [5].

Tabla 4.1: Conjunto de soluciones no dominadas, 5 clientes

Caso	NSGA-II						MOEA/D						$f1$ [5]
	$f1$	$f2$	Mix	costo a	costo b	costo c	$f1$	$f2$	Mix	costo a	costo b	costo c	
c103	175	186	$A^1$	300	60	30	175	186	$A^1$	300	60	30	176.05 $A^1$
	178	182	$A^1$	300	60	30	178	182	$A^1$	300	60	30	
	184	82	$A^1$	300	60	30	205	82	$A^1$	300	60	30	
	185	79	$A^1$	300	60	30	185	79	$A^1$	300	60	30	
	195	70	$A^1$	300	60	30	195	70	$A^1$	300	60	30	
	204	0	$A^1$	300	60	30	205	0	$A^1$	300	60	30	
c208	197	1010	$A^1$	1000	200	100	197	1010	$A^1$	1000	200	100	164.34 $A^1$
r105	203	231	$A^2B^1$	180	36	18	203	231	$A^2B^1$	180	36	18	156.08 $A^1C^1$
	204	210	$A^1B^1D^1$	380	76	38	274	210	$A^1B^1D^1$	380	76	38	
	217	216	$D^2$	500	100	50	217	216	$D^2$	500	100	50	
r202	159	158	$A^1$	450	90	45	159	158	$A^1$	450	90	45	159.18 $A^1$
	163	154	$A^1$	450	90	45	163	154	$A^1$	450	90	45	
	186	117	$A^1$	450	90	45	186	117	$A^1$	450	90	45	
	197	100	$B^1$	700	140	70	197	100	$B^1$	700	140	70	
	200	96	$C^1$	1200	240	120	200	96	$C^1$	1200	240	120	
	211	85	$C^1$	1200	240	120	211	85	$C^1$	1200	240	120	
rc108	322	21	$A^1B^1$	210	42	21	322	21	$A^1B^1$	210	42	21	172.04 $A^1B^2$
	262	14	$B^2$	300	60	30	262	14	$B^2$	300	60	30	
	338	10	$B^2$	300	60	30	338	10	$B^2$	300	60	30	
rc204	275	675	$A^2$	300	30	15	275	675	$A^2$	300	30	15	196.74 $A^2$
	227	439	$B^1$	350	70	35	227	439	$B^1$	350	70	35	
	229	435	$B^1$	350	70	35	229	435	$B^1$	350	70	35	
	230	433	$B^1$	350	70	35	230	433	$B^1$	350	70	35	
	274	381	$D^1$	800	160	80	274	381	$D^1$	800	160	80	
	302	341	$D^1$	800	160	80	302	341	$D^1$	800	160	80	

Por ejemplo, el caso de prueba r105 en la Tabla 4.1, los resultados muestran en ambos algoritmos NSGA-II y MOEA/D, 3 soluciones iguales en el conjunto no dominado, la distancia de trayectoria  $f1$ : 203, 204 y 217 y tiempo de espera  $f2$ : 231, 210, 216, respectivamente. En el caso del valor mínimo de  $f1$ , se muestra que puede ser atendido por dos vehículos de tipo A ( $A^2$ ) y un vehículo tipo B ( $B^1$ ). Consultando los costos en

el caso de prueba correspondiente (grupo R1) en la Tabla A.1, el costo del vehículo tipo A, puede ser  $a=50$ ,  $b=10$  y  $c=5$  y el de tipo B puede ser  $a=80$ ,  $b=16$  y  $c=8$ , por lo que  $A^2B^1$ , considerando el costo a, es 180 ( $2 \times 50 + 1 \times 80 = 180$ ) y si se aplica el costo b sería 36 ( $2 \times 10 + 1 \times 16 = 36$ ), de la misma forma con el costo c que muestra un valor igual a 18. En todos los casos, ambos algoritmos tienen idénticas soluciones en su conjunto de soluciones no dominadas, convergiendo ambos a la misma solución mínima en ambos objetivos. Comparando los resultados obtenidos en el costo de la trayectoria, es decir  $f1$ , con los resultados reportados en [5], se obtiene un error relativo de 0.44% en los casos de prueba de 5 clientes.

Las tablas A.2, A.3 y A.4, presentadas en el Anexo A muestran los resultados obtenidos en los casos de prueba de 10, 15 y 100 clientes, respectivamente. En los casos de 10 clientes, el error obtenido es del 0.16%, en comparación con el reportado en [5] y de 0.10% en los casos de prueba de 15 clientes. Los resultados muestran que el comportamiento de NSGA-II y MOEA/D es muy similar en los casos de 5 y 10 clientes, ya que los resultados obtenidos son semejantes en casi todos los casos de prueba analizados. En las figuras 4.1 y 4.2 se muestra un ejemplo del conjunto de soluciones no dominadas de los algoritmos NSGA-II y MOEA/D, de dos casos de prueba de 15 y 100 clientes. Aquí se observa que el conjunto de soluciones no dominadas del algoritmo MOEA/D (cuadros guindas) dominan en su mayoría a las soluciones de NSGA-II (rombos azules), además de presentar mayor diversidad de soluciones en ambos casos.

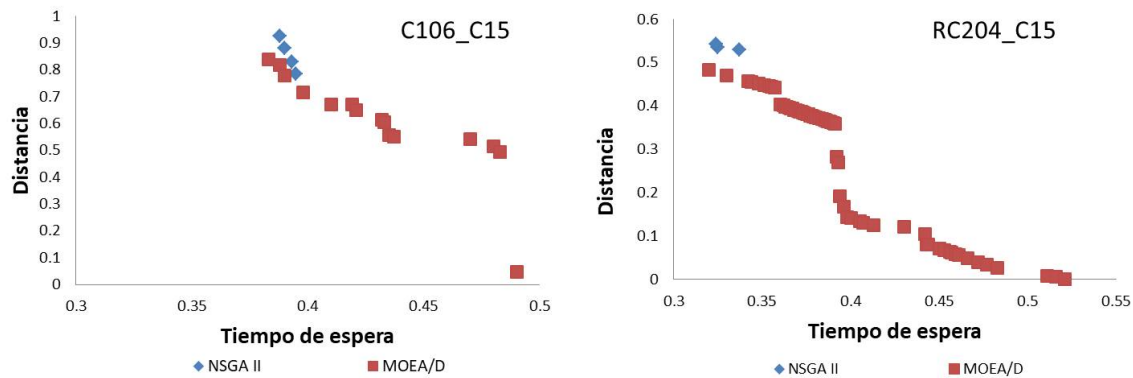


Figura 4.1: Conjunto de soluciones no dominadas de dos casos de prueba de 15 clientes

Con base en los resultados obtenidos se puede decir en un primer acercamiento que MOEA/D presenta soluciones de mejor calidad que NSGA-II, sin embargo para comprobar estos resultados se aplican diferentes métricas al conjunto de soluciones no dominadas obtenidas en cada uno de los algoritmos.

### Evaluación del rendimiento de los algoritmos MOEA/D y NSGA-II al resolver el E-FSMFTW.

En este problema, E-FSMFTW,  $P^*$  (frente óptimo Pareto) no es conocido en la litera-

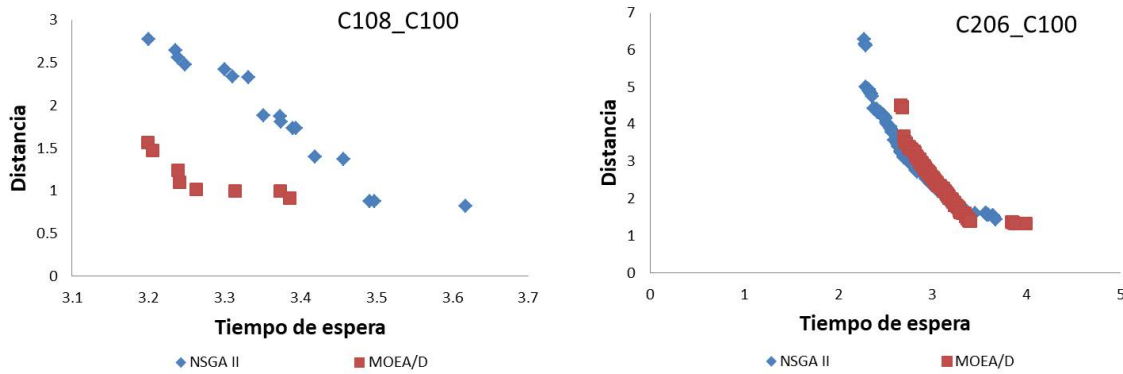


Figura 4.2: Conjunto de soluciones no dominadas de dos casos de prueba de 100 clientes

tura, por lo que se realizó una aproximación del mismo con el conjunto de soluciones no dominadas de ambos algoritmos calculando un único frente consolidado de soluciones no dominadas por cada caso de prueba utilizado.

Los resultados obtenidos al calcular HVR se muestran en la Tabla 4.2, representan un promedio de las 30 ejecuciones. Al analizar los resultados del HVR se puede observar que en los casos de 5 clientes, ambos algoritmos presentan el mismo rendimiento, e incluso el número de soluciones no dominadas es el mismo, como se muestra en la Tabla 4.2 en la columna del porcentaje del número de soluciones no dominadas (SND).

En los casos de 10 clientes, HVR presenta mejores resultados en el algoritmo MOEA/D, ya que de los 6 casos ejecutados, cuatro lo favorecen, recordemos que entre más cerca a uno, el HVR es mejor. Promediando los resultados obtenidos, el HVR es 0.879 para los casos de prueba de 10 clientes. En relación con los resultados de los casos de 15 clientes, el promedio de HVR es mejor para el algoritmo MOEA/D con un promedio general de 0.911 contra 0.86 de NSGA II.

Analizando el promedio de SND, se puede observar en las columnas 5 y 6 de la Tabla 4.2 que el algoritmo MOEA/D presenta una mayor diversidad de soluciones, ya que en 24 de los casos seleccionados aleatoriamente, se presentan en promedio, mayor número de soluciones no dominadas en MOE/D que en NSGA-II. En dos de los casos de 5 clientes, los resultados son los mismos para ambos algoritmos y solo en el caso de prueba c202 de 10 clientes, NSGA-II muestra un promedio favorable.

En los resultados obtenidos para la medida HVR, se aplicó una prueba de hipótesis estadística para verificar el rendimiento entre los algoritmos MOEA/D y NSGA-II. En primer lugar, se realizó la prueba de Shapiro-Wilk en cada conjunto de datos obtenidos para los casos de 10, 15 y 100 clientes, con el fin de verificar la normalidad. Los casos con un asterisco en la Tabla 4.2 son los que mostraron una diferencia significativa en las medianas de HVR según la prueba de Wilcoxon con un nivel de significancia de 0.05. En general, el algoritmo MOEA/D presenta un mejor rendimiento, con una mediana de 0.96, mientras que para el algoritmo NSGA II la mediana que se obtuvo fue de 0.87. En la Tabla 4.2 se muestran los valores de cobertura de las aproximaciones finales

Tabla 4.2: % HVR, % SND y % de cobertura para distintos casos del E-FSMFTW

Caso	N	% HVR		% del número de SND		% de cobertura	
		MOE/D	NSGA-II	MOE/D	NSGA-II	MOE/D	NSGA-II
c103	5	1	1	6.57	6	0	0
c208	5	1	1	1	1	0	0
r105	5	1	1	3	3	0	0
r202	5	1	1	7.18	7	0	0
rc108	5	1	1	3.33	3	0	0
rc204	5	1	1	7.13	6	9	0
c104*	10	0.991	0.814	9.40	1.80	0	0
c202*	10	0.775	0.44	7.50	8.40	0.273	0.154
r102*	10	0.976	0.675	11.07	8	0.143	0
r201	10	0.674	0.811	12.07	10	0	0
rc102	10	0.997	0.969	12.53	9.40	0	0
rc205	10	0.861	0.921	4.87	4	0.20	0
c106*	15	0.978	0.863	21.87	12.60	0.765	0
c208*	15	0.958	0.886	79.13	10.60	0.963	0
r102*	15	0.944	0.879	12.8	7.60	0.167	0.315
r209	15	0.731	0.667	68.20	32.40	1	0
rc108	15	0.885	0.918	19.27	6.20	0	1
rc204	15	0.971	0.964	184.87	184.80	0.865	0
c108	100	0.836	0.613	151	31.10	0.886	0
c206*	100	0.466	0.656	199.67	118.20	0.133	0.835
r109*	100	0.988	0.758	38.93	18.93	0.294	0
r207	100	0.673	0.777	166.46	125.87	0.053	0.922
rc107*	100	0.629	0.462	24.93	18	0.393	0.043
rc201	100	0.703	0.777	170.5	150.70	0.72	0.070

obtenidas por los dos algoritmos, donde se observa que el MOEA/D presenta una mejor cobertura en las soluciones obtenidas; en 11 de los 24 casos MOEA/D reporta soluciones



en los que domina a NSGA-II, principalmente en los casos de 15 y 100 clientes. En 8 de los casos no domina ningún algoritmo (valores en cero), es decir, el conjunto de SND son similares.

La Tabla 4.3 muestra la media y desviación estándar de 30 ejecuciones de MOEA/D y NSGA-II para cada caso del criterio DG (distancia generacional). El valor DG sugiere que MOEA/D es más efectivo que NSGA-II en 8 soluciones del problema E-FSMFTW en los casos seleccionados aleatoriamente, mientras que el resto de las soluciones no presentan diferencias estadísticamente significativas. Los casos con un asterisco en la Tabla 4.3 son aquellas que muestran una diferencia significativa en la medida DG de acuerdo con la prueba de Wilcoxon con un nivel de significancia de 0.05.

La métrica  $\epsilon$  favorece los resultados obtenidos con MOEA/D, en 10 de los 24 casos el valor de  $\epsilon$  ( $I_\epsilon$ ) es menor, en 9 casos de prueba el valor del  $I_\epsilon$  es el mismo y en 5,  $I_\epsilon$  es mejor en NSGA-II.

Una vez que se analizaron los cuatro criterios de calidad utilizados, los cuales indican que MOEA/D supera a NSGA-II en los casos de prueba seleccionados, se procedió con la sintonización de parámetros del algoritmo MOEA/D. Es importante especificar que tal como se mencionó en la sección 3.3, los algoritmos evaluados fueron elegidos por el desempeño de ambos en problemas de optimización multiobjetivo, y se tomó la decisión de sintonizar los parámetros del que proporcionara mejores resultados por el esfuerzo computacional que requiere la sintonización de parámetros de un algoritmo.

## 4.2. Sintonización de parámetros

En la sintonización de parámetros se inició con la selección de los casos de prueba, estos se seleccionaron de forma aleatoria (18 casos): 6 de ellos de 15 clientes de los casos introducidos por Hiermann et al. [5] y los otros 12 casos se seleccionaron de los introducidos por Desaulniers et al. [74], de 25 clientes.

De los casos de prueba de 15 clientes seleccionados aleatoriamente, se resumen sus características en la Tabla 4.4; donde  $CD$  representa las coordenadas del depósito;  $D_{min}$  y  $D_{max}$  es la demanda mínima y máxima de los clientes, respectivamente;  $T_S$  es el tiempo de servicio;  $N_E$  representa el número de estaciones de recarga de batería;  $g$  es el factor que corresponde al tiempo de recarga por unidad de energía;  $TV$  es el número de vehículos disponibles, y finalmente,  $PV$  es un promedio del intervalo de las ventanas de tiempo. Las características de los 12 casos de prueba seleccionados de 25 clientes se muestran en la Tabla 4.5.

Los parámetros que requiere el algoritmo MOEA/D son: el valor para generar el vector de pesos ( $H$ ), número de vecinos en el vector de pesos ( $T$ ), probabilidad de cruce ( $pc$ ), probabilidad de mutación ( $pm$ ), tamaño de la población ( $P$ ) y número de generaciones ( $Gmax$ ). Los parámetros que se sintonizaron en este trabajo fueron  $H$ ,  $T$  y  $pm$ . El parámetro  $pc$  no se consideró para sintonizar ya que de acuerdo a Zhang y Li [37], quienes proponen por primera vez MOEA/D sugieren una  $pc$  igual a uno para un mejor rendimiento del algoritmo; en lo que respecta a los parámetros  $P$  y  $Gmax$  no se

Tabla 4.3: Resultados de métricas aplicadas al resolver el E-FSMFTW

Caso	N	Épsilon		Media		Desviación estándar	
		MOE/D	NSGA-II	MOE/D	NSGA-II	MOE/D	NSGA-II
c103	5	1	1	0.08	0.46	0.07	0.07
c208	5	1	1	0	0	0	0
r105	5	1	1	0	0	0	0
r202	5	1	1	3.20	0.005	6.91	0.005
rc108	5	1	1	1.25	0	2.05	0
rc204	5	1	1	9.28	0.20	0	0.27
c104*	10	1	1	189.98	343.32	179.96	160.15
c202*	10	1.01	1.24	210.05	362.16	194.85	191.71
r102*	10	1	1.05	24.06	70.65	49.82	57.54
r201	10	1	1	137.26	118.01	56.83	40.88
rc102	10	1	1	30.28	81.81	10.81	57.27
rc205	10	1	1.13	225.21	1028.97	192.61	820.01
c106*	15	1	1.21	26.00	178.06	9.06	230.35
c208*	15	1	1.36	51.86	109.79	20.53	59.89
r102*	15	1	1.07	1347.85	1265.29	112.88	88.09
r209	15	0.99	0.86	90.23	122.55	66.55	81.75
rc108	15	1.12	0.52	115.69	59.99	31.468	33.60
rc204	15	6	1.15	110.55	97.53	43.45	41.12
c108	100	1.13	1.11	749.36	1128.05	366.91	534.38
c206*	100	1.03	1.08	1550.28	1120.18	873.46	558.48
r109*	100	1.32	1.04	213.27	298.49	73.98	179.40
r207	100	1.39	1.02	480.63	337.25	286.45	185.61
rc107*	100	1.35	1.13	200.58	433.68	112.72	334.47
rc201	100	1.24	1.05	528.30	483.51	322.39	168.93

consideraron dado que si se mantiene fijo el valor de  $P$  existe un  $Gmax$  que asegura convergencia; y, a medida que el valor de  $P$  sea más alto normalmente se logran mejores soluciones, sin embargo, habrá un valor de  $P$  para el cual  $Gmax$  será no viable en un tiempo de cómputo razonable [202–205].

Tabla 4.4: Características de los casos de prueba de 15 clientes [5]

Caso	$CD$	$D_{min}$	$D_{max}$	$T_S$	$N_E$	$g$	$TV$	$PV$
c103	40 - 50	10	40	90	5	3.47	3	557.27
c202	40 - 50	10	50	90	5	3.47	3	1194.67
r102	35 - 35	1	36	10	8	0.49	5	34.93
r202	35 - 35	1	41	10	6	0.49	4	415.67
rc103	40 - 50	3	23	10	5	0.39	4	108.4
rc204	40 - 50	6	31	10	7	0.39	6	917

Tabla 4.5: Características de los casos de prueba de 25 clientes [74]

Caso	$CD$	$D_{min}$	$D_{max}$	$T_S$	$N_E$	$g$	$TV$	$PV$
c104	40 - 50	10	40	90	21	3.39	3	906.92
c109	40 - 50	10	40	90	21	3.39	3	360.00
c203	40 - 50	10	40	90	21	2.28	4	2027.08
c206-	40 - 50	10	40	90	21	2.29	4	526.68
r106	35 - 35	3	31	10	21	0.48	5	104.28
r110	35 - 35	5	35	10	21	0.45	5	96.44
r204	35 - 35	2	36	10	21	0.12	4	668.80
r209	35- 35	3	35	10	21	0.16	4	358.80
rc103	40 - 50	3	40	10	21	0.38	4	116.56
rc104	40 - 50	3	40	10	21	0.38	4	169.60
rc201	40 - 50	3	40	10	21	0.14	6	120.00
rc207	40 - 50	3	40	10	21	0.14	6	361.24

### 4.2.1. DOE Taguchi

De acuerdo al método propuesto por Taguchi es necesario definir los factores (parámetros) y los niveles (valores), y determinar cuál es la matriz ortogonal que aplica para

realizar el diseño de experimentos (DOE). Como se especificó anteriormente se consideran 3 parámetros:  $H$ ,  $T$ , y  $pm$ . Los niveles de cada uno de ellos se determinaron de la siguiente manera: para el nivel uno y dos se tomaron los valores de los parámetros utilizados por los autores Zhang and Li, en sus investigaciones [37] y [206], respectivamente. El tercer nivel fue determinado a prueba y error, consultar la Tabla 4.6.

Tabla 4.6: Factores para el DOE Taguchi

Factor	Nivel 1 [37]	Nivel 2 [206]	Nivel 3
$T$ : Tamaño del vector de vecinos	10	20	30
$pm$ : Probabilidad de mutación	0.01	0.05	0.50
$H$ : Factor para vector de pesos	199	299	100

El arreglo ortogonal propuesto por Taguchi [39] con 3 factores y 3 niveles se muestra en la Tabla 4.7, por lo que se deben realizar 9 corridas con las configuraciones sugeridas por la matriz. Al sustituir los valores de los niveles mencionados anteriormente en la Tabla 4.6, el arreglo queda como se resume en la Tabla 4.8. Para realizar una

Tabla 4.7: Arreglo ortogonal Taguchi

$L_9 3^{(4-2)}$				
Núm de corridas	Núm. de columnas			
	1	2	3	4
1	1	1	1	1
2	1	2	2	2
3	1	3	3	3
4	2	1	2	3
5	2	2	3	1
6	2	3	1	2
7	3	1	3	2
8	3	2	1	3
9	3	3	2	1

2 factores: columnas 1, 2.

3 factores: columnas 1, 2, 3.

4 factores: columnas 1, 2, 3, 4.

comparación de los resultados obtenidos al ejecutar las diferentes corridas con los niveles y factores sugeridos por el DOE Taguchi se utilizó la métrica de hipervolumen, descrita

Tabla 4.8: Niveles y factores utilizando el arreglo ortogonal de Taguchi,  $L_93^{(4-2)}$ 

Número de corridas	$T$	$pm$	$H$
1	10	0.01	199
2	10	0.05	299
3	10	0.50	100
4	20	0.01	100
5	20	0.05	199
6	20	0.50	299
7	30	0.01	299
8	30	0.05	100
9	30	0.50	199

a detalle en la sección 3.3.3. Al ejecutar el DOE Taguchi se obtuvieron los resultados que se muestran en la Tabla 4.9, donde se reporta el promedio del hipervolumen de 30 ejecuciones. Los mejores valores están resaltados en negritas, se observa que la corrida 9 es la que obtiene la mayoría de ellos, con un promedio de  $2.89 \times 10^5$  y  $1.49 \times 10^5$  de hipervolumen en los casos de prueba de 15 y 25 clientes, respectivamente. El promedio general del hipervolumen de todos los casos de prueba es de  $1.84 \times 10^5$ . Los parámetros de la corrida 9 son  $T = 30$ ,  $pm = 0.5$  y  $H = 199$ .

#### 4.2.2. EVOCA

Después de ejecutar el DOE Taguchi, se exploró con el framework de EVOCA tal como se detalló en la sección 3.4.2. EVOCA requiere de un intervalo de valores para los parámetros a sintonizar, por lo que se establecieron los siguientes valores:  $pm$  de 0.1 a 0.6, con aumentos de una décima,  $T$  de 10 a 50 con aumentos por unidad y  $H$  en el intervalo de 100 a 300 con aumentos por unidad. Estos valores se establecieron en base a parámetros reportados en la literatura [37, 206]. Al ejecutar EVOCA con un criterio de parada de 50 iteraciones, se realizaron 666 evaluaciones al HV, obteniendo la configuración de los parámetros finales: una probabilidad de mutación de 0.10, el número de vecinos en el vector de pesos  $T$ , igual a 18, y el tamaño de vector con el que se genera el vector de pesos  $H$  igual a 249, con un promedio de hipervolumen total de  $1.77 \times 10^5$ .

#### 4.2.3. T-Adaptativo

En busca de mejores resultados se exploró por un algoritmo que fuera adaptando el parámetro  $T$  durante su ejecución. Esto es, el algoritmo MOEA/D al ejecutarlo en la solución del problema E-FSMFTW se inició con un valor del parámetro  $T = 30$ , en

Tabla 4.9: Promedio de HV de 30 corridas utilizando DOE Taguchi, (resultados x  $10^5$ )

Caso de prueba	$N$	1	2	3	4	5	6	7	6	9
c103	15	1.10	1.18	1.37	1.05	1.19	1.38	1.05	1.29	<b>1.43</b>
c202	15	7.62	8.42	10.40	7.51	8.77	9.92	7.62	8.54	<b>10.61</b>
r102	15	0.10	0.13	<b>0.15</b>	0.11	0.12	<b>0.15</b>	0.10	0.11	<b>0.15</b>
r202	15	2.57	2.85	3.27	2.59	3.00	<b>3.35</b>	2.76	2.99	3.33
rc103	15	0.37	0.36	<b>0.42</b>	0.35	0.40	<b>0.42</b>	0.37	0.39	<b>0.42</b>
rc204	15	1.31	1.36	<b>1.39</b>	1.29	1.36	1.38	1.33	1.37	<b>1.39</b>
Promedios		2.18	2.38	2.83	2.15	2.47	2.77	2.21	2.45	<b>2.89</b>
c104	25	2.68	2.94	3.16	2.71	2.81	<b>3.19</b>	2.68	2.88	3.18
c109	25	2.60	3.03	<b>3.49</b>	2.59	2.65	3.43	2.63	3.03	<b>3.49</b>
c203	25	1.09	1.32	1.61	1.17	1.31	1.67	1.15	1.26	<b>1.72</b>
c206	25	1.44	1.90	2.60	1.56	1.92	2.66	1.57	1.90	<b>2.71</b>
r106	25	0.31	0.31	0.36	0.27	0.31	<b>0.38</b>	0.27	0.32	0.37
r110	25	<b>0.27</b>	0.22	0.24	0.19	0.22	0.25	0.20	0.22	0.25
r204	25	0.92	0.97	1.08	0.85	1.01	1.05	0.93	1.00	<b>1.09</b>
r209	25	0.29	0.31	0.44	0.26	0.34	0.41	0.26	0.70	<b>0.45</b>
rc103	25	0.45	0.50	0.52	0.46	0.49	<b>0.55</b>	0.46	0.48	0.54
rc104	25	0.31	0.31	<b>0.33</b>	0.31	0.32	<b>0.33</b>	0.29	0.31	<b>0.33</b>
rc201	25	1.88	2.09	2.32	1.79	2.00	2.35	1.88	2.11	<b>2.42</b>
rc207	25	1.03	1.13	<b>1.32</b>	1.03	1.08	1.31	0.96	1.12	<b>1.32</b>
Promedios		1.11	1.25	1.46	1.10	1.21	1.47	1.11	1.28	<b>1.49</b>

cada generación se calcula el costo de trayectoria total, evaluando si el valor calculado es mejor que el que conserva en memoria, si es así continúa la siguiente generación con el mismo valor de  $T$ , en caso de que el valor del costo de trayectoria no sea mejor en alguna generación, se modifica el valor de  $T$  aleatoriamente en un intervalo de 30 a 60. El valor inicial de  $T = 30$  se eligió por ser el que se obtuvo en el ajuste de parámetros con el DOE Taguchi, y, el valor final de  $T$  igual a 60 se especificó de acuerdo a Zhang y Li [37], quien recomienda utilizar un valor de  $T$  igual al 10 % de la población. En estos experimentos se consideró una población igual a 600; el valor de  $H$  y  $pm$ , se consideraron en 249 y 0.50, respectivamente.

El promedio de hipervolumen obtenido después de 30 ejecuciones de todos los casos de prueba estudiados fue de 2.04. Un concentrado de los resultados con los tres diferentes ajustes de parámetros se puede observar en la Tabla 4.10 y gráficamente en la Figura 4.3. De acuerdo a los resultados mostrados, al considerar un valor de  $T$  adaptativo aleatoria,

el MOEA/D aplicado al E-FSMFTW proporciona mejor resultados de hipervolumen en promedio en los casos de prueba utilizados para la sintonización.

Tabla 4.10: Promedio de HV de los métodos de sintonización utilizados, (resultados x  $10^5$ )

Caso de prueba	N	Taguchi	EVOCA	T-Adaptativo
c103	15	<b>1.43</b>	1.31	1.24
c202	15	<b>10.61</b>	8.13	9.39
r102	15	<b>0.15</b>	0.13	0.14
r202	15	<b>3.33</b>	2.91	<b>3.36</b>
rc103	15	<b>0.42</b>	0.39	<b>0.42</b>
rc204	15	<b>1.39</b>	1.37	1.38
c104	25	<b>3.18</b>	3.04	3.16
c109	25	3.49	3.71	<b>4.79</b>
c203	25	1.72	1.50	<b>1.73</b>
c206	25	2.71	3.01	<b>4.26</b>
r106	25	0.37	0.31	<b>0.38</b>
r110	25	<b>0.25</b>	0.23	<b>0.25</b>
r204	25	1.09	<b>1.10</b>	1.08
r209	25	<b>0.45</b>	0.36	0.44
rc103	25	<b>0.54</b>	0.50	<b>0.54</b>
rc104	25	0.33	0.36	<b>0.38</b>
rc201	25	<b>2.42</b>	2.26	2.40
rc207	25	<b>1.32</b>	1.25	1.30
Promedios		1.96	1.77	<b>2.04</b>

Para comprobar cuáles son los parámetros ajustados con resultados de mejor calidad, se ejecutaron el resto de los casos de prueba, considerando los siguientes parámetros: con el DOE Taguchi  $T = 30$ ,  $pm = 0.50$  y  $H = 199$ , EVOCA  $T = 18$ ,  $pm = 0.10$  y  $H = 249$ , y el método T-adaptativo aleatorio con una  $pm = 0.50$  y  $H = 249$ ; los resultados se muestran a detalle en el Anexo B, en las tablas B.1, B.2 y B.3, donde se reportan resultados con los dos métodos de construcción que se utilizaron para obtener resultados en el problema E-FSMFTW: el método *secuencial* y el *k-primeros*. El promedio por cada grupo de los casos de prueba se muestran en la Tabla 4.11. Los resultados muestran que al utilizar los parámetros obtenidos con el DOE Taguchi, el método de construcción *secuencial* proporciona los mejores resultados del promedio de HV en los casos de prueba de 5, 15 100-C2, 100-RC2. Los casos de 100 clientes del grupo C1, R1 y R2 los mejores resultados de HV se obtienen con los parámetros del T-adaptativo. Con el método de construcción *r-primeros*, al utilizar los parámetros del DOE Taguchi se obtienen mejores resultados de HV en los casos de 15 clientes y el conjunto de casos de 100-C1. Los parámetros obtenidos con el sintonizador EVOCA proporciona los mejores resultados en los casos de prueba de 10 clientes, y al utilizar los parámetros del T-adaptativo los mejores resultados se obtienen en los casos de prueba de 100 clientes de los grupos C2, R1, R2 y RC2.

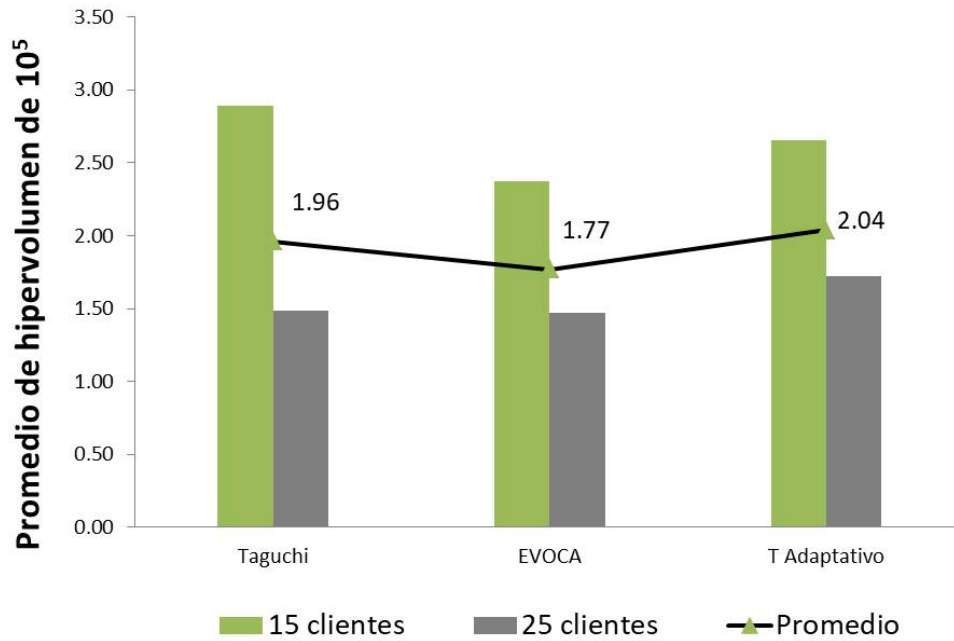


Figura 4.3: Promedio de hipervolumen de los diferentes sintonizadores

Tabla 4.11: Promedio de HV de los métodos de sintonización y los dos métodos de construcción, utilizados (resultados x  $10^5$ )

Clientes	Taguchi		EVOCA		T-adaptativo	
	<i>Secuencial</i>	<i>r-primeros</i>	<i>Secuencial</i>	<i>r-primeros</i>	<i>Secuencial</i>	<i>r-primeros</i>
5	0.39	0.40	0.39	0.40	0.39	0.40
10	1.62	1.60	1.55	1.63	1.48	1.62
15	4.31	4.49	4.14	4.10	4.31	4.06
100-C1	68.59	50.48	54.68	32.83	69.10	49.44
100-C2	24.49	27.89	17.22	25.19	23.63	31.26
100-R1	3.10	1.90	2.60	1.29	3.14	1.94
100-R2	4.03	4.13	3.14	2.95	4.04	4.87
100-RC2	21.19	13.53	18.47	11.93	20.93	13.68

### 4.3. Resultados del *E-VRPTWMF*

Al dar solución al E-VRPTWMF utilizando la heurística de construcción explicada en la sección 3.5, que se denominó *Secuencial* y los casos de prueba del Reino Unido [16], los valores obtenidos no fueron favorables, comparados con los reportados en la literatura en la función objetivo 1. Después de analizar y estudiar el problema se modificó la forma de construir soluciones a la que se le llamó *r-primeros*, explicada a detalle en la sección 3.5, mejorando los resultados obtenidos, debido a esto, se implementó para solucionar



el E-VRPTWMF.

Los parámetros utilizados fueron los que se ajustaron para el E-FSMFTW, obtenidos con el DOE Taguchi, mostrados en la Tabla 4.12. Cada versión del algoritmo se ejecutó  $N_{run}$  veces, obteniendo cada vez un conjunto de soluciones no dominadas.

Tabla 4.12: Parámetros en el algoritmo MOEA/D

Parámetros	Valor
$P$ = Tamaño de la población	300
$H$ = Cantidad para generar el vector de pesos	199
$T$ = Número de vecinos	30
$pm$ = probabilidad de mutación	0.50
$pc$ = Probabilidad de cruce	1.0
$G_{max}$ = Número de generaciones	2000
$N_{run}$ = Número de corridas	30 veces

Los experimentos realizados en esta fase tienen como propósito abordar lo siguiente: El primer experimento muestra que el algoritmo propuesto puede lograr resultados competitivos en comparación con los obtenidos por métodos reportados en la literatura más recientes. El segundo experimento consiste en comparar los dos algoritmos propuestos en este trabajo. Finalmente, el tercer experimento tiene como objetivo analizar el impacto en la calidad de las soluciones del cambio gradual de VCs por VEs.

### 4.3.1. Comparación de resultados obtenidos con los reportados en la literatura

En estudios anteriores del VRPTW [84, 104, 207], la distancia total de trayectoria se ha utilizado para comparar el rendimiento de los algoritmos con investigaciones reportadas en la literatura. Con el fin de medir el desempeño del MOEA/D implementado en esta investigación, se seleccionó la solución con la distancia de trayectoria más baja por cada caso de prueba del Reino Unido utilizado en esta investigación y se compararon con los resultados obtenidos por Demir et al. [104], Koc et al. [84] y Eshtehadi et al. [207], quienes a diferencia de nuestro enfoque, se centran solo en minimizar la distancia de la trayectoria. De igual forma, se comparó la distancia de trayectoria obtenida al aplicar a las soluciones que se lograron al ejecutar el MOEA/D en el problema E-VRPTWMF utilizando VCs, el algoritmo MOEA/D RbyR. Los resultados alcanzados se muestran en la Tabla 4.13.

El algoritmo propuesto basado en MOEA/D considerando solo VCs, muestra resultados competitivos con respecto a los presentados en [104]. En el 35 % de los casos de prueba de 100 y 200 clientes, nuestro algoritmo logra distancias totales más bajas (valores con \*), en promedio 84.5 km es la diferencia en los casos de 100 clientes y 147.3 km en los casos de 200 clientes. La cantidad de vehículos requeridos en la mayoría de los casos es



el mismo para todos los métodos, para los casos UK-100\_03, UK-100\_09, UK-100\_10, UK-100\_19, UK-200\_13, y UK-200\_15, el algoritmo MOEA/D implementado mejora en la distancia, sin embargo aumenta en un vehículo en comparación con la solución reportada en [104].

Koc et al. [84] mejora los resultados de algunos de los casos introducidos en [104] y con respecto al algoritmo MOEA/D propuesto en este trabajo, en el 27.5 % de los casos, MOEA/D reporta menor distancia (valores en negrita), en promedio 46 km es la diferencia en los casos de 100 clientes y 165.2 km en los casos de 200 clientes. En comparación con Eshtehadi et al. [207], 35 % de los casos de prueba (subrayados), nuestro algoritmo supera sus resultados, mostrando en promedio 77.4 km como diferencia en los casos de 100 clientes y 179.7 km en los casos de 200 clientes.

Con el objetivo de confirmar el desempeño de MOEA/D con RbyR, se realizó el experimento de posprocesamiento al conjunto de soluciones no dominadas obtenidas al resolver los casos de prueba con el algoritmo MOEA/D usando solo VCs; los resultados se muestran en la Tabla 4.13, donde se observa que MOEA/D con RbyR mejora todas las soluciones obtenidas al aplicar MOEA/D. Además, se obtuvo un aumento del 35 % al 72.5 % en el número de casos en los que nuestros resultados superan a los de Demir et al. (2014). En comparación con Koç et al. (2014), del 27.5 % de los casos se aumenta al 45 % de los casos con menor distancia total y, por último, del 35 % de los casos en los que se supera a los reportados por Eshtehadi et al. (2018), se aumenta a 72.5 %.

En general, se han establecido 18 mejores valores; en los casos de 100 clientes los casos UK-100\_01, 03, 05, 06, 09, 10, 15, 19 y 20; y para los casos de 200 clientes: UK-200\_03, 04, 05, 06, 10, 13, 14, 15 y 16; valores en paréntesis en la Tabla 4.13. Las 18 mejores soluciones se reportan a detalle en el Anexo C, en la Tabla C.1.

Los resultados obtenidos al aplicar el MOEA/D al problema E-VRPTWMF con VCs, se clasifican de acuerdo a las rutas que superan la capacidad de carga de la batería (VCs) y las que no (VEs), comparando después la distancia de trayectoria total promedio obtenida por cada caso de prueba y el número de VCs y VEs con los reportados previamente por Goeke y Schneider [16]. Los resultados mostraron una menor distancia de trayectoria total en 18 casos, equivalente al 30 % del total de casos ejecutados, resaltados en negrita en la Tabla 4.14. En esta tabla (*fd*) es la distancia de trayectoria reportada en [16], la columna MOEA/D es la distancia de trayectoria de los resultados de este trabajo, MOEA/D RbyRa son los resultados obtenidos al aplicar el algoritmo RbyR a las soluciones obtenidas al aplicar MOEA/D; VCs y VEs son el número de vehículos convencionales y eléctricos, respectivamente.

La Tabla 4.15 muestra los resultados obtenidos al resolver los casos de prueba del Reino Unido de 100, 150 y 200 clientes, con el algoritmo MOEA/D considerando los VCs. La primera columna representa el número de referencia del caso de prueba, NR se refiere al número promedio de rutas construidas con las soluciones al utilizar VCs y RB es el número promedio de rutas que exceden la capacidad de la batería.

Como se muestra en la Tabla 4.15, el caso de prueba UK100-01 al resolverlo con VCs, presenta 14 rutas (vehículos), de las cuales 10 superan la capacidad de la batería (RB) al recorrerse con un VE, y las 4 rutas restantes pueden ser atendidas con un VE, de

Tabla 4.14: Comparación de los resultados obtenidos con los resultados reportados por Goeke and Schneider [16]

Casos						RbyRa						Casos						RbyRa					
$fd$ [16]	VCs	VEs	MOEA/D	VCs	VEs	$fd$ [16]	VCs	VEs	MOEA/D	VCs	VEs	$fd$ [16]	VCs	VEs	MOEA/D	VCs	VEs	$fd$ [16]	VCs	VEs	MOEA/D	VCs	VEs
UK100-01	2820.3	7	7	<b>2762.8</b>	10	4	<b>2724.0</b>	10	4	UK150-11	3818.1	10	10	4024	15	7	3965.4	15	7				
UK100-02	2668.5	7	6	2793.0	9	5	2733.6	9	5	UK150-12	4018.5	11	10	4028.7	6	15	<b>3871.4</b>	13	8				
UK100-03	2476.9	7	6	2515.1	9	5	2440.5	9	5	UK150-13	3132.2	10	9	3871.8	13	8	3775.5	11	10				
UK100-04	2351.5	7	7	2505.5	7	7	2413.6	7	7	UK150-14	3729.5	10	10	<b>3671.0</b>	12	9	<b>3601.5</b>	12	9				
UK100-05	2281.4	7	7	<b>2242.2</b>	8	6	2206.0	7	7	UK150-15	3107.9	10	9	3340.2	10	11	3251.3	10	11				
UK100-06	2713.1	7	7	<b>2686.6</b>	10	4	2635.4	10	4	UK150-16	3772.3	10	10	3900.7	13	8	<b>3736.1</b>	11	10				
UK100-07	2412.8	6	6	2512.9	8	6	2469.8	8	6	UK150-17	3805.71	10	10	4047.0	14	7	3964.3	14	7				
UK100-08	2546.8	7	6	2686.0	10	4	2613.8	10	4	UK150-18	3739.9	10	10	3832.2	13	8	<b>3731.9</b>	13	8				
UK100-09	2191.4	7	6	<b>2123.1</b>	6	8	<b>2060.0</b>	5	9	UK150-19	4161.7	10	10	4535.4	20	1	4457.4	20	1				
UK100-10	2473.9	6	6	<b>2470.3</b>	9	5	<b>2394.2</b>	8	6	UK150-20	4051.1	10	10	<b>4033.1</b>	13	6	<b>3867.9</b>	13	8				
UK100-11	2736.9	8	7	2883.0	11	3	2821.0	11	3	UK200-01	4616.7	14	14	4626.9	12	16	4563.5	12	16				
UK100-12	2353.4	6	6	2523.0	9	5	2464.5	8	6	UK200-02	4478.9	12	12	4481.1	14	13	<b>4412.4</b>	12	15				
UK100-13	2614.2	7	6	2764.2	10	4	2732.2	10	4	UK200-03	4420.0	14	13	<b>4374.5</b>	14	13	<b>4294.3</b>	14	13				
UK100-14	2902.9	7	7	2986.9	12	2	2917.5	12	2	UK200-04	4175.8	13	13	4418.0	14	13	<b>4087.2</b>	14	13				
UK100-15	2989.1	8	7	3118.3	10	5	3025.3	11	4	UK200-05	4868.8	14	13	4965.5	16	11	<b>4785.3</b>	16	11				
UK100-16	2200.0	6	6	2284.5	4	10	2221.9	4	10	UK200-06	4044.0	14	13	4081	16	11	3999.0	16	11				
UK100-17	2907.8	8	7	3100.7	11	4	3006.1	10	5	UK200-07	4334.3	14	13	4587.5	16	11	4360.5	16	11				
UK100-18	2487.6	7	6	2625.1	10	4	2578.2	10	4	UK200-08	4679.7	14	13	<b>4662.5</b>	15	12	<b>4601.2</b>	15	12				
UK100-19	2262.5	7	6	<b>2192.5</b>	7	7	<b>2135.8</b>	7	7	UK200-09	4026.6	13	12	4171.0	16	11	<b>3957.3</b>	16	11				
UK100-20	2899.5	7	7	2909.8	12	2	<b>2850.8</b>	11	3	UK200-10	4903.0	14	14	4923.1	10	17	<b>4770.4</b>	15	12				
UK150-01	3046.2	10	10	3244.6	8	13	3145.9	8	13	UK200-11	4130.0	14	13	4316.1	15	12	4234.3	15	12				
UK150-02	3831.6	10	10	3925.1	13	8	3856.3	14	7	UK200-12	4845.7	13	12	4890.8	17	10	<b>4792.9</b>	16	11				
UK150-03	3132.2	10	9	3178.5	11	10	3125.3	11	10	UK200-13	4847.0	13	12	<b>4452.1</b>	17	10	<b>4447.8</b>	17	10				
UK150-04	3703.2	11	10	<b>3628.7</b>	9	12	<b>3521.5</b>	11	10	UK200-14	4406.8	14	13	<b>4202.4</b>	15	12	<b>4198.9</b>	15	12				
UK150-05	3276.7	10	10	3291.8	12	10	<b>3226.6</b>	10	11	UK200-15	4766.9	13	12	<b>4567.4</b>	15	12	<b>4521.5</b>	15	12				
UK150-06	3195.8	11	10	<b>3145.1</b>	8	13	<b>3058.9</b>	8	13	UK200-16	4520.6	14	13	<b>4361.8</b>	15	12	<b>4332.2</b>	15	12				
UK150-07	3856.4	11	10	3964.6	13	8	<b>3843.7</b>	15	6	UK200-17	5006.0	13	13	5101.7	19	8	<b>4998.0</b>	18	9				
UK150-08	3447.9	10	10	<b>3400.6</b>	8	13	<b>3294.4</b>	7	14	UK200-18	4453.0	14	13	4524.2	12	15	<b>4396.4</b>	12	15				
UK150-09	3789.4	10	10	<b>3720.9</b>	11	10	<b>3638.4</b>	11	10	UK200-19	3999.1	13	12	4076.3	17	10	3966.4	16	11				
UK150-10	3616.0	10	10	3723.7	10	11	<i>3580.8</i>	11	10	UK200-20	4825.5	14	13	4941.7	17	10	<i>4819.4</i>	16	11				

Tabla 4.15: Promedio total del número de rutas y del número de rutas que exceden la capacidad de la batería

Caso de Prueba	NR	RB	Caso de Prueba	NR	RB	Caso de Prueba	NR	RB
UK100-01	14	10	UK150-01	21	10	UK200-01	28	17
UK100-02	14	9	UK150-02	21	14	UK200-02	27	14
UK100-03	14	9	UK150-03	21	10	UK200-03	27	13
UK100-04	14	7	UK150-04	21	12	UK200-04	27	14
UK100-05	14	8	UK150-05	21	9	UK200-05	27	17
UK100-06	14	10	UK150-06	21	8	UK200-06	27	13
UK100-07	14	7	UK150-07	21	13	UK200-07	27	15
UK100-08	14	11	UK150-08	21	9	UK200-08	27	16
UK100-09	14	6	UK150-09	21	12	UK200-09	27	11
UK100-10	14	9	UK150-10	21	11	UK200-10	27	18
UK100-11	14	11	UK150-11	22	15	UK200-11	27	13
UK100-12	14	9	UK150-12	21	15	UK200-12	27	18
UK100-13	14	10	UK150-13	21	13	UK200-13	27	17
UK100-14	14	12	UK150-14	21	12	UK200-14	27	12
UK100-15	15	10	UK150-15	21	10	UK200-15	27	16
UK100-16	14	4	UK150-16	21	12	UK200-16	27	13
UK100-17	15	11	UK150-17	21	14	UK200-17	27	19
UK100-18	14	10	UK150-18	21	14	UK200-18	27	12
UK100-19	14	7	UK150-19	21	20	UK200-19	27	10
UK100-20	14	12	UK150-20	21	13	UK200-20	27	17

esta forma el 28 % de las rutas del caso UK100-01 pueden ser atendidas con VEs, sin ninguna modificación en las mismas.

En promedio, el 35 % de las rutas en los casos con 100 clientes pueden ser atendidas con VEs sin modificar la ruta, el costo de la trayectoria y el tiempo de espera; este valor aumenta al 38 % de las rutas en los casos de prueba con 150 clientes y al 44 % de rutas en los casos de 200 clientes. Estos resultados se explican por el hecho de que la longitud media de las rutas disminuye a medida que aumenta el número de clientes. Este experimento muestra que el MOEA/D implementado es competitivo en comparación con los algoritmos implementados en la literatura explorada, incluso cuando el algoritmo no se centra en un solo objetivo. Además, los resultados también muestran la superioridad de MOEA/D-RbyRa en comparación con el MOEA/D solo. Sin embargo, todavía tenemos que demostrar que este resultado es válido para problemas multiobjetivo, que es el objetivo del siguiente experimento.

### 4.3.2. Comparación del rendimiento de los algoritmos RbyRa y ARa

Las soluciones no dominadas obtenidas al resolver los casos de prueba con VEs indican cómo el conjunto de soluciones no dominadas obtenidas con solo VCs cambia cuando todos los VCs son reemplazados por VEs. La Figura 4.4 muestra el conjunto de soluciones no dominadas de seis casos de prueba (dos casos de prueba por cada tamaño), obtenidas al resolver el problema utilizando solo VCs (diamantes azules y círculos rojos), y los resultados del conjunto de soluciones no dominadas obtenidas al reemplazar todos los VCs por VEs con los algoritmos propuestos; se observa como el RbyRa (cuadrados guindas) proporciona un conjunto de soluciones no dominadas con mejor calidad que las obtenidas por ARa (cuadrados magenta). La Figura 4.4 también muestra la efectividad de la etapa de posprocesamiento propuesta. (RbyRa) aplicado a las soluciones no dominadas generadas cuando se usan solo CV (azul diamantes). Los frentes resultantes (círculos rojos) se comportaron mejor en todos los casos. Al resolver los 60 casos de prueba de 100, 150 y 200 clientes, el comportamiento del conjunto de soluciones no dominadas en todos los casos es similar, el ARa presenta un desempeño inferior que el logrado por RbyRa. Los mismos resultados se pueden ver en todos los casos, consultar las gráficas del Anexo D.

El aumento de distancia, observado al usar VEs, se atribuye a que la ruta obtenida con VE requiere un desvío para recargar la batería en una estación de recarga y esto provoca que aumente la distancia total de la ruta, como se muestra en la Figura 4.5.

Otro motivo por el que puede aumentar la distancia de trayectoria es porque en ocasiones el tiempo requerido para recargar la batería excede la ventana de tiempo de los siguientes clientes por lo que se inicia una nueva ruta y esto hace que la distancia aumente, como se muestra en el ejemplo de la Figura 4.6.

Se evaluó el rendimiento de los dos métodos que se aplicaron para resolver el E-VRPTWMF con el indicador de cobertura [37], explicado a detalle anteriormente en la sección 3.3.3.

Los resultados muestran que en los 60 casos estudiados de 100, 150 y 200 clientes, el 95.86 %, 98.76 % y 97.28 % de las soluciones de B (ARa) están dominadas por al menos una de las soluciones de A (RbyRa); y 1.76 %, 0.19 % y 0.69 % de las soluciones de A están dominadas por al menos una de las soluciones de B (ver Tabla 4.16).

Tabla 4.16: Promedio del indicador de convergencia, comparando los algoritmos RbyRa y ARa

Clientes	C-metric	
	C(RbyRa, ARa)	C(ARa, RbyRa)
100	0.9586	0.0176
150	0.9876	0.0019
200	0.9728	0.0069

Después de demostrar que el RbyRa presenta un mejor rendimiento que el ARa, este

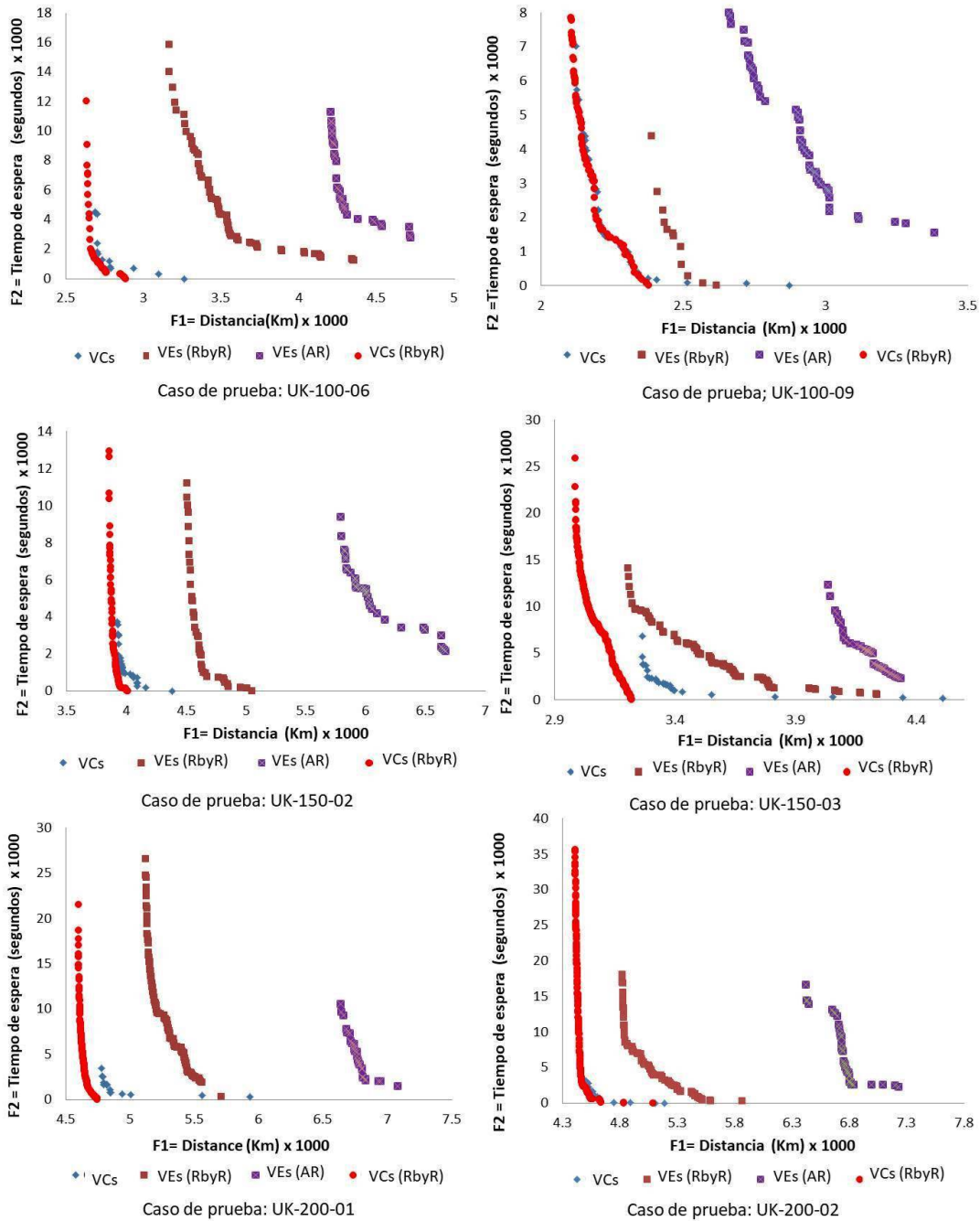


Figura 4.4: Conjunto de soluciones no dominadas en los casos de prueba de 100, 150 y 200 clientes.

se utilizó para estudiar los efectos sobre la calidad de las soluciones producidas cuando los VCs son reemplazados por VEs.

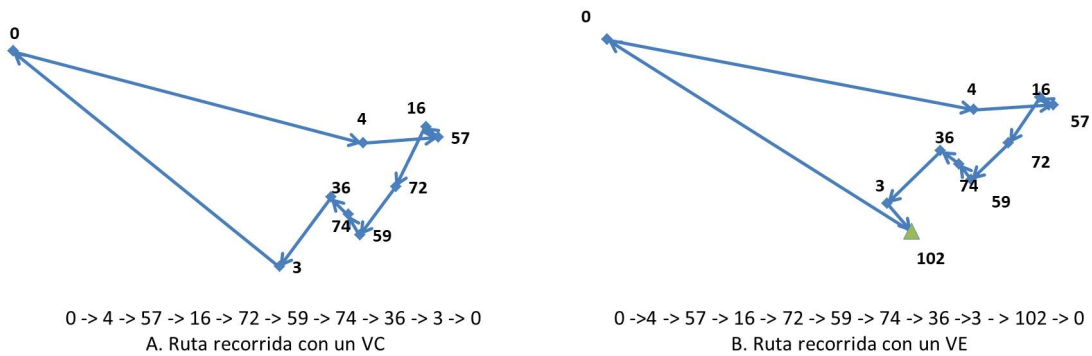


Figura 4.5: (A) Ejemplo de una ruta recorrida con un VC [0 , 4, 57, 16, 72, 58, 74, 36, 3, 0], que al resolverlo con un VE (B) la ruta es la misma, solo que la capacidad de la batería del VE no alcanza a llegar al depósito, por lo que se debe desviar a la estación de recarga más cercana (102), lo que provoca un aumento en la distancia total recorrida.

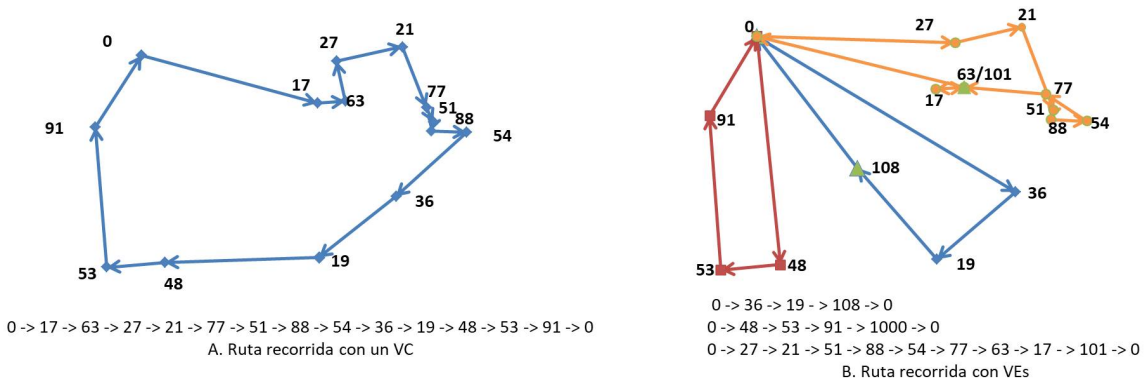


Figura 4.6: Ruta atendida con un VC (A), que al resolverlo con un VE, 3 rutas (B) son necesarias para atender a todos los clientes, esto ocurre cuando la capacidad de la batería de un VE es excedida y el tiempo que requiere el VE para recargar la batería provoca que no se cumpla con la restricción de las ventanas de tiempo del resto de los clientes.

### 4.3.3. Reemplazo de VCS por VES

De acuerdo con los resultados mostrados en la Tabla 4.15, todos los casos de prueba estudiados resueltos con el algoritmo MOEA/D utilizando VCs, presentan en sus soluciones rutas que se pueden recorrer con VEs sin necesidad de visitar estaciones de recarga. Es decir, si se requieren 14 VCs para atender a 100 clientes, en promedio, 4 de ellos pueden ser reemplazados por VEs sin necesidad de recargar la batería. Relacionando estos resultados con los programas que restringen la circulación de los VCs, nuestros resultados indican que 4 VCs pueden ser detenidos y reemplazados por VES



sin modificar las soluciones. Sin embargo, en ocasiones es necesario sustituir más de cuatro VCs por VEs, por lo que se estudió el impacto en la calidad del conjunto de soluciones no dominadas al sustituir gradualmente los VCs por VEs.

Por lo tanto, primero se reemplazó un VC por un VE en cada una de las soluciones del conjunto de soluciones no dominadas obtenidas usando solo VCs (diamantes azules), y se evaluó el cambio del mismo. La Figura 4.7, muestra un ejemplo de un caso de prueba de 100 clientes. Observe que al reemplazar un VC por un VE, la mayoría de las soluciones dominan (triángulos verdes) a las soluciones que se tenían con el VC, este comportamiento es similar en todos los casos.

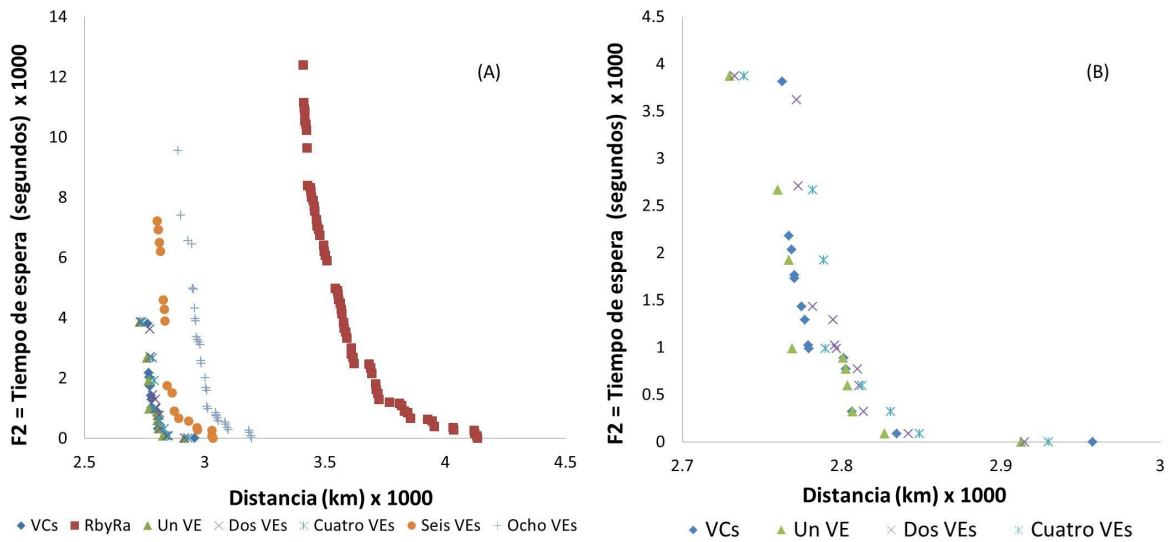


Figura 4.7: Caso de prueba:UK-100-01: (A) conjunto de soluciones no dominadas al reemplazar de uno a ocho VCs por VEs, y, (B), un acercamiento de la gráfica A.

A medida que aumenta el número de VCs reemplazados por VEs, podemos ver cómo el conjunto de soluciones no dominadas se desplaza a la derecha de las soluciones obtenidas utilizando solo VCs. Sin embargo, como se muestra en la Figura 4.7, al reemplazar 2 y 4 VEs (x azul y asteriscos azules, respectivamente), hay algunas soluciones que dominan las soluciones que usan solo VCs (diamantes azules). Al reemplazar 6 o más VCs, se observa que las soluciones comienzan a deteriorarse.

La Figura 4.8 muestra cómo los casos de prueba con 200 clientes, al reemplazar 8 vehículos (cruces violetas), aún existen soluciones que dominan las soluciones obtenidas con los VCs.

Con base en los resultados de los casos de prueba de 100 clientes y considerando los VEs iniciales de la Tabla 4.15, se pueden reemplazar 8 VCs por VEs sin cambiar la ruta y recargar la batería. En los casos de 150 y 200 clientes, en promedio son 12 y 18 VCs los que pueden ser reemplazados por VEs, respectivamente, sin afectar la calidad de las soluciones.

Analizando los resultados en los casos de prueba de 100 clientes se demuestra que es

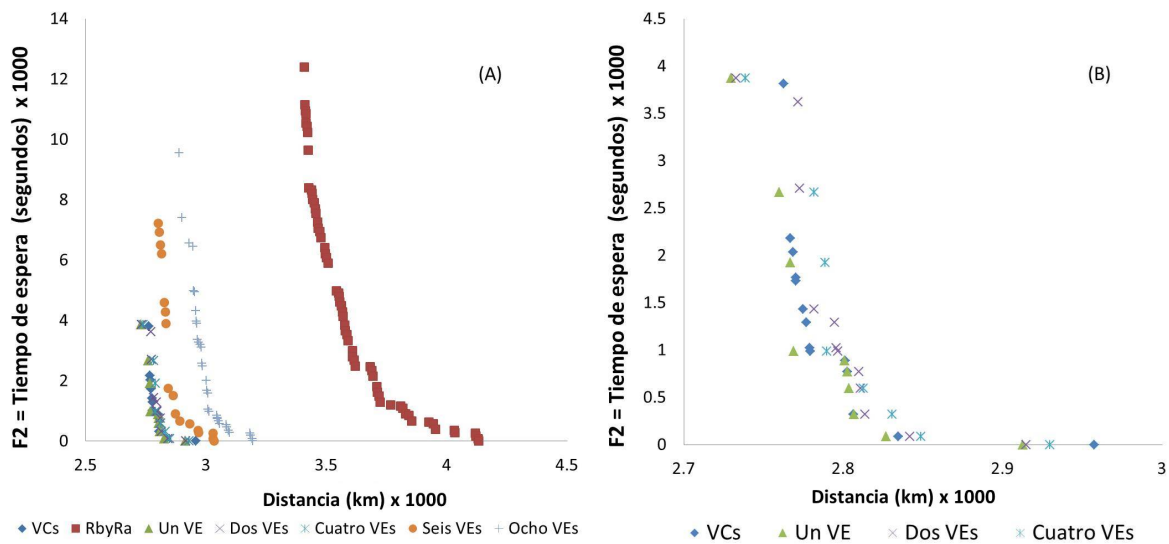


Figura 4.8: Caso de prueba UK-200-02: (A) representa el conjunto de soluciones no dominadas cuando se reemplaza de uno a doce vehículos, y (B) es un acercamiento del reemplazo de uno a ocho vehículos de los graficados en A.

posible detener hasta ocho VCs y reemplazarlos con VEs sin afectar la distancia total y el tiempo de espera una vez ubicados en el contexto de los programas de restricción operativa. La calidad de las soluciones comienza a verse afectada al reemplazar nueve VCs, aumentando la distancia total y/o el tiempo total de espera. Al trabajar con 150 y 200 clientes, se nota que es posible detener hasta 12 y 18 VCs, respectivamente, y reemplazarlos por VEs sin afectar la calidad de las soluciones. El aumento en la distancia total y el tiempo de espera se presenta al detener 13 VCs en los casos de 150 clientes y 19 VCs en los casos de 200 clientes. Por lo tanto, a medida que aumenta la cantidad de clientes que deben atenderse y la cantidad de rutas, más rutas pueden ser atendidas con un VEs sin afectar la calidad de la solución. En el Anexo D, se muestran gráficamente el conjunto de soluciones no dominadas de los 60 casos de prueba que se resolvieron en este trabajo. De igual forma se reporta la métrica de cobertura al ir realizando los reemplazos de VCs por VEs gradualmente.

Sin embargo, con estos resultados no se puede concluir que al reemplazar un VC por un VE las soluciones mejoran, sucede que los primeros resultados obtenidos al aplicar MOEA/D en el problema E-VRPTWMF (diamantes azules en la Figura 4.4) utilizando solo VCs, pueden mejorarse; tal como se reporta al ejecutar el algoritmo propuesto RbyR (círculos rojos en la Figura 4.4). En la siguiente sección se muestran los resultados y análisis de los reemplazos de VCs por VEs partiendo de las soluciones obtenidas una vez aplicado el posprocesamiento.

#### 4.3.4. Reemplazo de VCs por VEs después del posprocesamiento

Al realizar los experimentos de reemplazos de VCs por VEs a partir del conjunto de soluciones no dominadas obtenidas al utilizar el MOEA/D-RbyRa (círculos rojos), se observa en la Figura 4.9, un caso de prueba de 100 clientes, donde al reemplazar un VC por un VE, el conjunto de soluciones no dominadas obtenido (triángulos verdes) está sobrepuesto sobre el conjunto de soluciones no dominadas de los VCs (círculos rojos), por lo que no existe un cambio en las soluciones. A partir del reemplazo de dos VCs por VEs, se observa que el conjunto de soluciones se empieza a desplazar hacia la derecha de las soluciones obtenidas utilizando solo VCs.

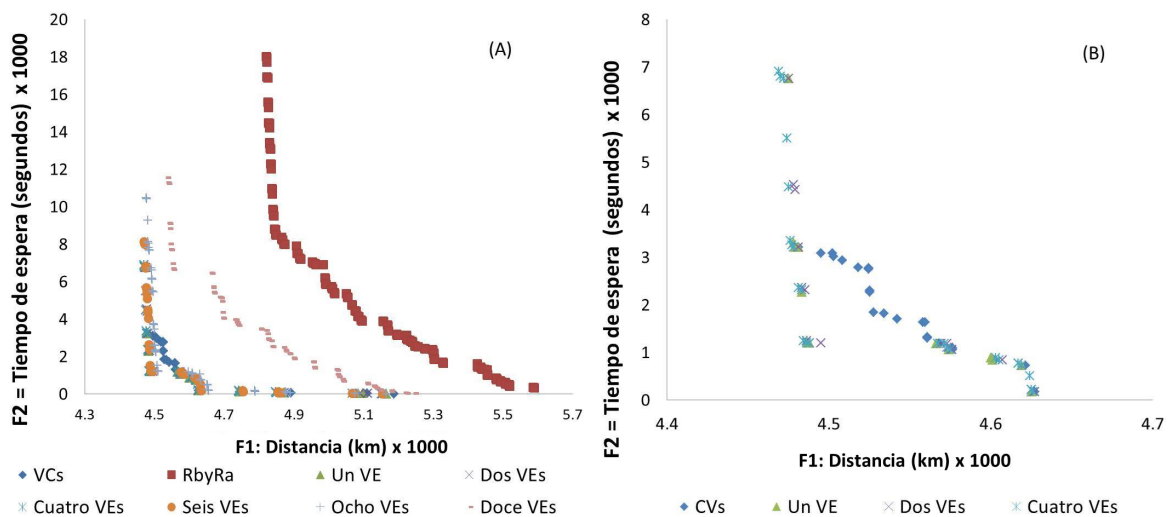


Figura 4.9: Caso de prueba:UK-100-01 al iniciar con las soluciones no dominadas obtenidas con el MOEA/D-RbyRa: (A) conjunto de soluciones no dominadas al reemplazar de uno a diez VCs por VEs, y, (B), un acercamiento de la gráfica A del reemplazo de uno a cuatro vehículos.

Comparando las soluciones logradas al realizar los reemplazos en las soluciones no dominadas obtenidas con el MOEA/D-RbyRa (Figura 4.9) con las soluciones no dominadas obtenidas con MOEA/D (Figura 4.7) del caso de prueba UK-100-01, se puede observar que al reemplazar un VC por un VE las soluciones alcanzadas (triángulos verdes) ya no dominan a las obtenidas con los VCs, esta vez las soluciones se sobreponen; al igual que el reemplazo de 2 y 4 VCs por VEs el comportamiento también difiere, como se observa en la Figura 4.9, donde se muestra que a partir del reemplazo de 2 VCs las soluciones no dominadas se desplazan hacia la derecha.

En el caso de prueba UK-200-02 de los 8 vehículos (cruces violetas de la Figura 4.8), que dominan las soluciones obtenidas con los VCs; disminuye a 6 vehículos (círculos naranja) al iniciar los reemplazos con las soluciones no dominadas logradas con el MOEA/D-RbyRa, como se observa en la Figura 4.10.

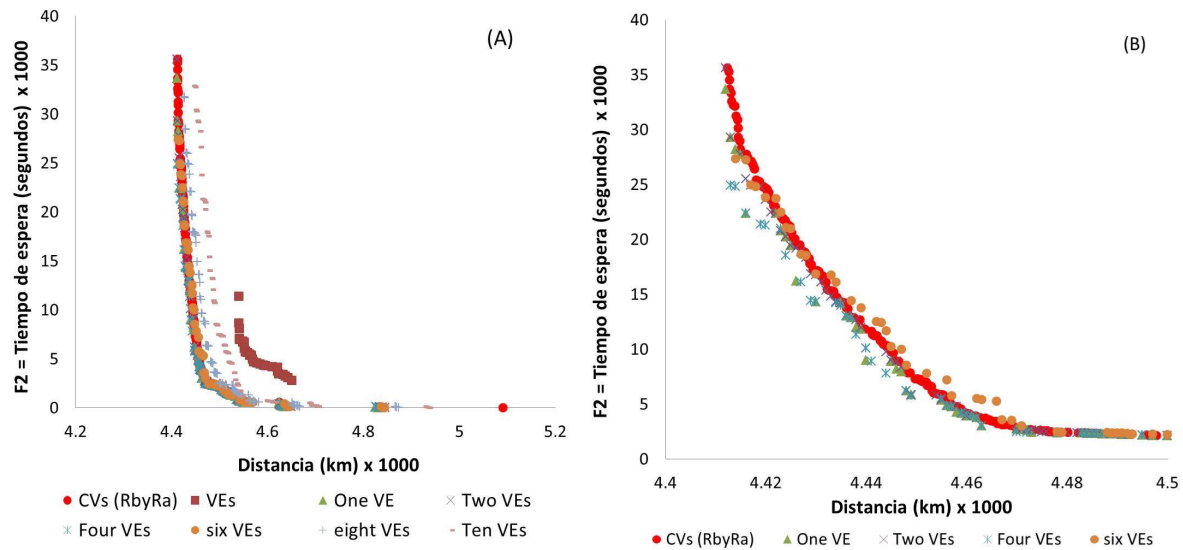


Figura 4.10: Caso de prueba:UK-200-02 al iniciar con las soluciones no dominadas obtenidas con el MOEA/D-RbyRa: (A) conjunto de soluciones no dominadas al reemplazar de uno a diez VCs por VEs, y, (B), un acercamiento de la gráfica A del remplazo de uno a seis vehículos.

Contrario a los resultados alcanzados con el MOEA/D que indicaban que la calidad de las soluciones se deterioraban a partir del remplazo de 9 vehículos en los casos de prueba de 100 clientes, al ejecutar el MOEA/D-RbyRa, la calidad de las soluciones empiezan a deteriorarse a partir de remplazar 6 vehículos, esto, partiendo de que todas las soluciones inician en promedio con 4 VEs (Tabla 4.15). Es importante aclarar que los anteriores resultados no significan que partir de las soluciones obtenidas con MOEA/D es mejor que con las soluciones obtenidas con MOEA/D-RbyRa, ya que al iniciar con las soluciones no dominadas alcanzadas con el MOEA/D-RbyRa, se está iniciando con soluciones no dominadas de mejor calidad, esto es, con menor distancia de trayectoria al recorrer a todos los clientes y menor tiempo de espera al prestar el servicio, utilizando solo VCs.

En los casos de prueba de 150 y 200 clientes, los resultados alcanzados muestran que en promedio 10 y 14 VCs, respectivamente, es posible detenerlos y reemplazarlos por VEs, sin afectar la distancia total y el tiempo de espera una vez ubicados en el contexto de los programas de restricción. La diferencia lograda con respecto a los resultados obtenidos al iniciar los remplazos con las soluciones no dominadas al utilizar solo MOEA/D en los casos de prueba de 150 y 200 clientes, es de 2 y 4 vehículos menos, respectivamente, tal como se explica en la sección anterior. El resultado del resto de los casos de prueba ejecutado se adjuntan en el Anexo E. Es importante especificar que el tiempo computacional al ejecutar el algoritmo MOEA/D-RbyR, en las soluciones del MOEA/D aumenta al obtener más diversidad de soluciones no dominadas, esto por que se multiplican las combinaciones de las posibles soluciones y los remplazos de los VCs por

VEs.

# Capítulo 5

## Conclusiones y trabajo futuro

En este capítulo se presentan las discusiones y conclusiones basadas en los resultados obtenidos, las observaciones y experiencias. Se plantea además el trabajo futuro derivado de esta investigación que contribuya a la solución de problemas multiobjetivo de rutas de vehículos.

### 5.1. Sumario

Se obtuvo el conjunto de soluciones no dominadas del problema de rutas de vehículos considerando flota heterogénea y ventanas de tiempo con los algoritmos multiobjetivo de última generación MOEA/D y NSGA-II, los cuales fueron comparados con los reportados por Hiermann et al. [5], quien resuelve el problema monobjetivo, optimizando la distancia de trayectoria, obteniendo un error relativo de 0.44 %, 0.16 % y 0.10 % en los casos de prueba de 5, 10 y 15 clientes, por lo que ambos algoritmos aportan soluciones de calidad comparadas con las reportadas en [5].

Al evaluar el rendimiento de los algoritmos MOEA/D y NSGA-II, en la solución del problema E-FSMFTW, se comprobó con cuatro métricas diferentes (hipervolumen, porcentaje de soluciones no dominadas, porcentaje de cobertura e indicador épsilon) utilizadas para medir la calidad de los algoritmos multiobjetivo, que dado el mismo tiempo de cómputo MOEA/D supera a NSGA-II, en los casos de prueba seleccionados en este trabajo. Con esto, no se implica que MOEA/D sea siempre superior a NSGA-II, los resultados muestran que MOEA /D genera resultados de mejor calidad en la mayoría de los casos de referencia realizados, por lo que se decidió utilizar MOEA/D para los experimentos utilizados en la segunda fase de la investigación, considerando una flota mixta de VCs y VEs.

En la sintonización de parámetros, se utilizaron tres diferentes métodos (DOE Taguchi, EVOCA, y T-adaptativo), donde el DOE Taguchi proporciona los mejores resultados en los casos de prueba introducidos en [5] y en [74]. La heurística de construcción *k-primeros* mejoró las soluciones obtenidas con la heurística *secuencial* al resolver el problema E-FSMFTW. Se demostró que la implementación propuesta del MOEA/D

es capaz de encontrar soluciones con menos distancia que los reportados recientemente en la literatura, incluso sin la parte de posprocesamiento. Además, experimentos computacionales exhaustivos apoyan la afirmación de que el MOEA / D equipado con el algoritmo RbyR propuesto supera claramente al MOEA / D solo en todos los casos resueltos.

En la segunda fase, este trabajo introduce un problema de optimización biobjetivo para modelar el impacto de un programa de circulación restringida en la ruta de los vehículos para la distribución de mercancías. El análisis se centra en el impacto del conjunto de soluciones no dominadas en función del número de VCs sustituidos por VEs. El enfoque comienza con un conjunto de soluciones no dominadas que se logran al resolver el problema al utilizar VCs. Después, por cada solución, se resuelve un número determinado de rutas utilizando VEs. Para ello, se introduce un nuevo algoritmo de posprocesamiento multiobjetivo basado en el conocido MOEA/D. Demostramos que nuestra implementación de MOEA/D, incluso sin la parte de posprocesamiento, es capaz de encontrar soluciones con menos distancia en los casos de prueba estudiados que las recientemente reportadas.

## 5.2. Conclusiones

Con base a los resultados obtenidos en la presente investigación se presentan las siguientes conclusiones:

- MOEA/D supera a NSGA-II en los casos de prueba seleccionados y según las métricas de desempeño consideradas.
- El método Taguchi, como método de sintonización de parámetros fue el que permitió alcanzar mejores soluciones usando el MOEA/D..
- De los dos algoritmos propuestos basados en el algoritmo MOEA/D para solventar las restricciones de circulación vehicular, el llamado Ruta por Ruta, resultó ser el más eficiente.
- En promedio, el 41.67 % de los VC pueden ser reemplazados por VE sin aumentar la distancia total de viaje y el tiempo total de espera en los casos de 100 clientes; 47.62 % y 51.85 %, para casos de prueba de 150 y 200 clientes, respectivamente.
- El aporte principal de este trabajo representa un primer paso hacia la investigación sobre la planificación estratégica de flotas logísticas mixtas sobre estudios de impacto de programas de restricciones de circulación como lo es el programa “*hoy no circula*”.

Todos los objetivos específicos fueron logrados y se cumplió con el objetivo general propuesto.

### 5.3. Trabajo futuro

Como trabajo futuro se propone explorar con el algoritmo RbyRa otras variantes del VRP, incluso se puede combinar con otras metaheurísticas, ya que ha mostrado un buen desempeño en el E-VRPTWMF abordado en este trabajo.

Un experimento futuro a desarrollar sería restringir la longitud de cada ruta generada de manera que, en promedio, no se exceda la capacidad de la batería, de modo que todas ellas puedan ser atendidas por VE sin afectar la calidad de las soluciones y evaluar los resultados que presente.

### 5.4. Productos derivados de la tesis

- Participación en el Congreso Internacional de Logística y Cadena de Suministro con el tema "A Comparison of the NSGA II and MOEA/D for solving the Electric Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem with Time Windows and Recharging Station", llevado a cabo del 9 al 12 de octubre de 2018 en la ciudad de México.
- Publicación de un capítulo en el libro "Gestión de la cadena de suministro: Aplicaciones en Latinoamérica", por la Editorial Pearson, con ISBN 978-607-32-4878-5.
- Aceptación del artículo "The impact of gradually replacing fossil-fuel powered vehicles with electric ones: A bi-objective optimisation approach". Expert Systems With Applications.



# Anexos

# Anexos A

## Soluciones del E-FSMFTW

Tabla A.1: Conjunto de 168 casos de prueba con flota heterogénea

R1 (36 casos)					C1 (27 casos)				
Tipo de vehículo	Capacidad	Costos			Tipo de vehículo	Capacidad	Costos		
		Costo a	costo b	costo c			Costo a	costo b	costo c
A	30	50	10	5	A	100	300	60	30
B	50	80	16	8	B	200	800	160	80
C	80	140	28	14	C	300	1350	270	135
D	120	250	50	25					
E	200	500	100	50					
RC1 (24 casos)					RC2 (24 casos)				
A	40	60	12	6	A	100	150	30	15
B	80	150	30	15	B	200	350	70	35
C	150	300	60	30	C	300	550	110	55
D	200	450	90	45	D	400	800	160	80
					E	500	1100	220	110
					F	1000	2500	500	250
R2 (33 casos)					C2 (24 casos)				
A	300	450	90	45	A	400	1000	200	100
B	400	700	140	70	B	500	1400	280	140
C	600	1200	240	120	C	600	2000	400	200
D	1000	2500	500	250	D	700	2700	540	270

Tabla A.3: Conjunto de soluciones no dominadas, 15 clientes

Caso	NSGA-II				MOEA/D				$f1$ [5]				
	$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			$f1$	$f2$		$Mix$	Costo		
				a	b	c					a	b	c
c106	388	927	$A^3$	900	180	90	383	840	$A^3$	900	180	90	353 $A^3$
	390	882	$A^3$	900	180	90	388	817	$A^3$	900	180	90	
	393	882	$A^3$	900	180	90	390	778	$A^3$	900	180	90	
	395	785	$A^3$	900	180	90	398	715	$A^3$	900	180	90	
							410	672	$A^3$	900	180	90	
							419	671	$A^3$	900	180	90	
							421	651	$A^3$	900	180	90	
							432	613	$A^3$	900	180	90	
							433	605	$A^3$	900	180	90	
							435	558	$A^3$	900	180	90	
							437	550	$A^3$	900	180	90	
							470	542	$A^3$	900	180	90	
							480	516	$A^3$	900	180	90	
							483	494	$B^3$	2400	480	240	
							490	46	$B^3$	2400	480	240	
c208	325	2687	$A^2$	2000	400	200	325	2687	$A^2$	2000	400	200	325 $A^2$
	326	2685	$A^2$	2000	400	200	326	2685	$A^2$	2000	400	200	
	327	2679	$A^2$	2000	400	200	327	2679	$A^2$	2000	400	200	
	328	2178	$A^2$	2000	400	200	328	2178	$A^2$	2000	400	200	
	329	2176	$A^2$	2000	400	200	329	2176	$A^2$	2000	400	200	
							330	2169	$A^2$	2000	400	200	
							331	2157	$A^2$	2000	400	200	
							349	1918	$A^2$	2000	400	200	
							351	1909	$A^2$	2000	400	200	
							352	1907	$A^2$	2000	400	200	
							366	1580	$A^2$	2000	400	200	
							369	1562	$A^2$	2000	400	200	
							386	1320	$A^2$	2000	400	200	
							389	1303	$A^2$	2000	400	200	
							390	1302	$A^2$	2000	400	200	
						411	1201	$A^2$	2000	400	200		
						414	1144	$A^2$	2000	400	200		
						418	1105	$A^2$	2000	400	200		
						419	1057	$A^2$	2000	400	200		
						434	1053	$A^2$	2000	400	200		

----- Continúa en la página siguiente -----

Caso	$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			$f1$ [5]
				a	b	c				a	b	c	
							437	1040	$A^2$	2000	400	200	
							439	845	$A^2$	2000	400	200	
							440	640	$A^2$	2000	400	200	
							480	786	$A^2$	2000	400	200	
							494	784	$A^2$	2000	400	200	
							496	776	$A^2$	2000	400	200	
							497	772	$A^2$	2000	400	200	
							499	747	$A^2$	2000	400	200	
							500	699	$A^2$	2000	400	200	
							512	640	$A^2$	2000	400	200	
							523	596	$A^2$	2000	400	200	
							535	537	$A^2$	2000	400	200	
							543	478	$A^2$	2000	400	200	
							549	474	$C^2$	4000	800	400	
							550	392	$C^2$	4000	800	400	
							584	382	$C^2$	4000	800	400	
							595	340	$C^2$	4000	800	400	
							627	309	$C^2$	4000	800	400	
							736	235	$C^2$	4000	800	400	
r102	477	297	$A^3B^3$	390	78	39	477	297	$A^3B^3$	390	78	39	460
							501	233	$A^3B^3$	390	78	39	$A^3B^3$
							525	207	$A^2B^1C^3$	600	120	60	
							558	202	$A^1B^3D^2$	790	158	79	
							569	191	$A^1B^3D^2$	790	158	79	
r209	457	644	$A^2$	900	180	90	431	680	$A^2$	900	180	90	333
	460	639	$A^2$	900	180	90	432	675	$A^2$	900	180	90	$A^2$
							436	670	$A^2$	900	180	90	
							437	668	$A^2$	900	180	90	
							442	647	$A^2$	900	180	90	
							442	647	$A^2$	900	180	90	
							453	621	$A^2$	900	180	90	
							454	581	$A^2$	900	180	90	
							458	577	$A^2$	900	180	90	
							469	559	$A^2$	900	180	90	
							483	548	$A^2$	900	180	90	
							484	536	$A^2$	900	180	90	
							486	535	$A^2$	900	180	90	
							488	533	$A^2$	900	180	90	
							491	532	$A^2$	900	180	90	

----- Continúa en la página siguiente -----

Caso	$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			$f1$ [5]
				a	b	c				a	b	c	
							493	523	$A^2$	900	180	90	
							504	211	$A^2$	900	180	90	
							510	156	$A^2$	900	180	90	
							511	154	$A^2$	900	180	90	
							512	153	$A^2$	900	180	90	
							514	148	$A^2$	900	180	90	
							515	146	$A^2$	900	180	90	
							524	122	$A^2$	900	180	90	
							528	121	$A^2$	900	180	90	
							529	114	$A^2$	900	180	90	
							531	110	$A^2$	900	180	90	
							533	107	$A^2$	900	180	90	
							542	106	$A^2$	900	180	90	
							546	100	$A^2$	900	180	90	
							552	81	$A^2$	900	180	90	
							556	75	$A^2$	900	180	90	
							567	59	$A^2$	900	180	90	
							578	40	$A^2$	900	180	90	
							586	30	$A^2$	900	180	90	
							598	13	$A^2$	900	180	90	
							605	2	$A^2$	900	180	90	
							606	0	$A^2$	900	180	90	
rc108	391	39	$A^1C^2$	660	132	66	438	17	$A^1C^2$	660	132	66	443
	396	37	$A^1C^2$	660	132	66	596	11	$B^4$	590	120	60	$A^2B^1C^1$
	398	32	$A^1C^2$	660	132	66							
	400	29	$A^1C^2$	660	132	66							
	402	17	$A^1C^2$	660	132	66							
	409	11	$A^1C^2$	660	132	66							
rc204	324	542	$A^1B^1$	500	100	50	320	482	$A^1B^1$	500	100	50	311
	325	534	$A^1B^1$	500	100	50	330	469	$A^1B^1$	500	100	50	$A^1B^1$
	337	529	$A^1B^1$	500	100	50	342	457	$A^1B^1$	500	100	50	
							344	455	$A^1B^1$	500	100	50	
							348	451	$A^1B^1$	500	100	50	
							355	444	$A^1B^1$	500	100	50	
							360	403	$A^1B^1$	500	100	50	
							363	398	$A^1B^1$	500	100	50	
							366	394	$A^1B^1$	500	100	50	
							370	389	$A^1B^1$	500	100	50	
							374	383	$A^1B^1$	500	100	50	

----- Continúa en la página siguiente -----

Caso	$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			$f1$ [5]
				a	b	c				a	b	c	
							375	381	$A^1B^1$	500	100	50	
							378	377	$A^1B^1$	500	100	50	
							384	369	$A^1B^1$	500	100	50	
							388	364	$A^1B^1$	500	100	50	
							391	359	$A^1B^1$	500	100	50	
							393	270	$A^1B^1$	500	100	50	
							398	144	$A^1B^1$	500	100	50	
							405	134	$A^1B^1$	500	100	50	
							430	121	$A^1B^1$	500	100	50	
							443	81	$A^1B^1$	500	100	50	
							450	71	$A^1B^1$	500	100	50	
							456	63	$A^1B^1$	500	100	50	
							459	58	$A^1B^1$	500	100	50	
							461	56	$A^1B^1$	500	100	50	
							466	48	$A^1B^1$	500	100	50	
							472	40	$A^1B^1$	500	100	50	
							477	33	$A^1B^1$	500	100	50	
							483	26	$A^1B^1$	500	100	50	
							516	6	$A^1B^1$	500	100	50	
							521	0	$A^1B^1$	500	100	50	

Tabla A.4: Conjunto de soluciones no dominadas, 100 clientes

Caso	NSGA-II						MOEA/D						$f1$ [5]
	$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			
				a	b	c				a	b	c	
c108	3201	2773	$A^{21}$	6300	1260	630	3200	1564	$A^{21}$	6300	1260	630	
	3236	2643	$A^{21}$	6300	1260	630	3206	1472	$A^{21}$	6300	1260	630	
	3239	2559	$A^{21}$	6300	1260	630	3239	1240	$A^{21}$	6300	1260	630	
	3249	2480	$A^{21}$	6300	1260	630	3241	1100	$A^{21}$	6300	1260	630	
	3301	2416	$A^{21}$	6300	1260	630	3263	1014	$A^{21}$	6300	1260	630	
	3311	2337	$A^{21}$	6300	1260	630	3314	997	$A^{21}$	6300	1260	630	
	3332	2330	$A^{21}$	6300	1260	630	3374	996	$A^{21}$	6300	1260	630	
	3352	1879	$A^{21}$	6300	1260	630	3386	918	$A^{21}$	6300	1260	630	
	3374	1872	$A^{21}$	6300	1260	630							
	3375	1805	$A^{21}$	6300	1260	630							
	3391	1736	$A^{21}$	6300	1260	630							
	3420	1394	$A^{21}$	6300	1260	630							
	3457	1365	$A^{21}$	6300	1260	630							
	3520	1359	$A^{21}$	6300	1260	630							
	3640	1314	$A^{21}$	6300	1260	630							
	3692	1237	$A^{21}$	6300	1260	630							
	3374	1872	$A^{21}$	6300	1260	630							
	c206	2278	6283	$A^9$	1000	200	100	2663	4513	$A^9$	1000	200	100
2290		6121	$A^9$	1000	200	100	2678	4463	$A^9$	1000	200	100	
2323		4937	$A^9$	1000	200	100	2682	4454	$A^9$	1000	200	100	
2330		4883	$A^9$	1000	200	100	2708	3525	$A^9$	1000	200	100	
2348		4822	$A^9$	1000	200	100	2756	3368	$A^9$	1000	200	100	
2354		4806	$A^9$	1000	200	100	2756	3356	$A^{10}$	1000	200	100	
2380		4418	$A^9$	1000	200	100	2778	3318	$A^9$	1000	200	100	
2416		4387	$A^9$	1000	200	100	2826	3138	$A^9$	1000	200	100	
2452		4315	$A^9$	1000	200	100	2839	3091	$A^9$	1000	200	100	
2474		4257	$A^9$	1000	200	100	2867	2994	$A^9$	1000	200	100	
2483		4224	$A^9$	1000	200	100	2875	2975	$A^9$	1000	200	100	
2499		4181	$A^9$	1000	200	100	2887	2923	$A^9$	1000	200	100	
2533		3956	$A^9$	1000	200	100	2899	2896	$A^9$	1000	200	100	
2561		3882	$A^9$	1000	200	100	2907	2886	$A^9$	1000	200	100	
2577		3767	$A^9$	1000	200	100	2917	2837	$A^9$	1000	200	100	
2598		3572	$A^9$	1000	200	100	2927	2791	$A^9$	1000	200	100	
2577		3767	$A^9$	1000	200	100	2636	3462	$A^9$	1000	200	100	
2641		3394	$A^9$	1000	200	100	2947	2738	$A^9$	1000	200	100	

----- Continúa en la página siguiente -----

Caso	$f1$	$f2$	Mix	Costo			$f1$	$f2$	Mix	Costo			$f1$ [5]
				a	b	c				a	b	c	
	2666	3247	$A^9$	1000	200	100	2959	2720	$A^9$	1000	200	100	
	2678	3208	$A^9$	1000	200	100	2967	2703	$A^9$	1000	200	100	
	2698	3104	$A^9$	1000	200	100	2967	2703	$A^9$	1000	200	100	
	2715	3078	$A^9$	1000	200	100	2978	2633	$A^9$	1000	200	100	
	2756	3019	$A^9$	1000	200	100	2998	2571	$A^9$	1000	200	100	
	2784	2911	$A^9$	1000	200	100	3009	2554	$A^9$	1000	200	100	
	2795	2873	$A^9$	1000	200	100	3017	2512	$A^9$	1000	200	100	
	2833	2752	$A^9$	1000	200	100	3038	2445	$A^9$	1000	200	100	
	2905	2655	$A^9$	1000	200	100	3079	2350	$A^9$	1000	200	100	
	2928	2536	$A^9$	1000	200	100	3098	2291	$A^9$	1000	200	100	
	2952	2525	$A^9$	1000	200	100	3116	2257	$A^9$	1000	200	100	
	2982	2394	$A^9$	1000	200	100	3129	2214	$A^9$	1000	200	100	
	3038	2269	$A^9$	1000	200	100	3142	2172	$A^9$	1000	200	100	
	3124	2110	$A^9$	1000	200	100	3159	2122	$A^9$	1000	200	100	
	3666	1464	$A^9$	1000	200	100	3887	1331	$A^{10}$	1000	200	100	
	3672	1440	$A^9$	1000	200	100	3996	1330	$A^{10}$	1000	200	100	
r109	2543	332	$A^1B^1C^{20}$	2930	586	293	2506	420	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2544	330	$A^1B^1C^{20}$	2930	586	293	2509	410	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2567	329	$A^1B^1C^{20}$	2930	586	293	2510	403	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2589	264	$A^1B^1C^{20}$	2930	586	293	2523	392	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2591	253	$A^1B^1C^{20}$	2930	586	293	2543	382	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2728	205	$A^1B^3C^{18}$	2810	562	281	2544	377	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2732	201	$B^3C^{19}$	2900	580	290	2556	364	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2748	200	$B^3C^{19}$	2900	580	290	2560	349	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2683	182	$A^1B^1C^{19}D^1$	3040	608	304	2573	292	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2720	178	$A^1B^1C^{19}D^1$	3040	608	304	2582	278	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2722	176	$B^2C^{19}D^1$	3070	614	307	2583	272	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2723	173	$B^2C^{19}D^1$	3070	614	307	2588	262	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2703	169	$A^1B^1C^{18}D^2$	3150	630	315	2596	254	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2713	163	$A^1B^1C^{18}D^2$	3150	630	315	2616	250	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2771	162	$A^1B^1C^{18}D^2$	3150	630	315	2624	242	$B^5C^{17}$	2780	556	278	
	2705	129	$C^{18}D^3$	3270	654	327	3130	241	$C^{15}D^1$	2350	470	235	
							2986	240	$C^{18}$	2520	504	252	
							2987	231	$C^{18}$	2520	504	252	
							2999	228	$C^{18}$	2520	504	252	
							3011	223	$C^{18}$	2520	504	252	
							2914	222	$C^{19}$	2660	532	266	
							3010	221	$C^{17}D^1$	2630	526	263	
							3643	217	$B^1C^{14}$	2040	408	204	

----- Continúa en la página siguiente-----



Caso	f1	f2	Mix	Costo			f1	f2	Mix	Costo			f1 [5]
				a	b	c				a	b	c	
							2749	213	$B^3C^{18}D^1$	3010	602	301	
							2984	211	$B^7C^{15}D^1$	2910	582	291	
							3013	209	$B^{15}C^{16}D^1$	2890	578	289	
							3071	201	$B^{15}C^{16}D^1$	2890	578	289	
							3360	199	$C^{19}D^1$	2910	582	291	
							3023	197	$B^4C^{16}D^3$	3310	662	331	
							3215	195	$C^{17}D^4$	3380	676	338	
							3125	172	$C^{15}D^7$	3850	770	385	
							3285	170	$C^{18}D^{11}$	3870	774	387	
							3283	164	$C^3D^8E^3$	4620	924	462	
r207	2257	1546	$A^6$	2700	540	270	2154	1578	$A^6$	2700	540	270	
	2258	1532	$A^6$	2700	540	270	2161	1461	$A^6$	2700	540	270	
	2260	1523	$A^6$	2700	540	270	2175	1447	$A^6$	2700	540	270	
	2262	1459	$A^6$	2700	540	270	2201	1404	$A^6$	2700	540	270	
	2266	1455	$A^6$	2700	540	270	2252	1270	$A^6$	2700	540	270	
	2278	1443	$A^6$	2700	540	270	2275	1247	$A^6$	2700	540	270	
	2281	998	$A^6$	2700	540	270	2325	926	$A^6$	2700	540	270	
	2291	987	$A^6$	2700	540	270	2347	898	$A^6$	2700	540	270	
	2294	959	$A^6$	2700	540	270	2441	777	$A^6$	2700	540	270	
	2303	949	$A^6$	2700	540	270	2489	732	$A^6$	2700	540	270	
	2313	943	$A^6$	2700	540	270	2515	706	$A^6$	2700	540	270	
	2316	942	$A^6$	2700	540	270	2525	687	$A^6$	2700	540	270	
	2325	926	$A^6$	2700	540	270	2613	509	$A^6$	2700	540	270	
	2331	921	$A^6$	2700	540	270	2743	486	$A^6$	2700	540	270	
	2335	917	$A^6$	2700	540	270	2752	477	$A^6$	2700	540	270	
	2338	914	$A^6$	2700	540	270	2749	484	$A^6$	2700	540	270	
	2341	912	$A^6$	2700	540	270	2770	458	$A^6$	2700	540	270	
	2344	901	$A^6$	2700	540	270	2808	428	$A^6$	2700	540	270	
	2347	898	$A^6$	2700	540	270	2926	391	$A^6$	2700	540	270	
	2350	891	$A^6$	2700	540	270	2929	381	$A^6$	2700	540	270	
	2362	883	$A^6$	2700	540	270	2936	373	$A^6$	2700	540	270	
	2370	873	$A^6$	2700	540	270	2939	368	$A^6$	2700	540	270	
	2382	858	$A^6$	2700	540	270	2957	339	$A^6$	2700	540	270	
	2391	847	$A^6$	2700	540	270	2966	332	$A^6$	2700	540	270	
	2400	837	$A^6$	2700	540	270	2985	325	$A^6$	2700	540	270	
	2412	825	$A^6$	2700	540	270	3030	316	$A^6$	2700	540	270	
	2417	804	$A^6$	2700	540	270	3084	296	$A^6$	2700	540	270	
	2515	706	$A^6$	2700	540	270	3414	289	$A^6$	2700	540	270	
	2554	653	$A^6$	2700	540	270	3415	285	$A^6$	2700	540	270	

----- Continúa en la página siguiente-----

Caso	$f1$	$f2$	Mix	Costo			$f1$	$f2$	Mix	Costo			$f1$ [5]
				a	b	c				a	b	c	
	2602	582	$A^6$	2700	540	270	3424	284	$A^6$	2700	540	270	
	2760	476	$A^6$	2700	540	270	3435	275	$A^6$	2700	540	270	
	2808	428	$A^6$	2700	540	270	3449	266	$A^6$	2700	540	270	
	3084	296	$A^6$	2700	540	270	3472	246	$A^6$	2700	540	270	
	3472	246	$A^6$	2700	540	270	3526	244	$A^6$	2700	540	270	
	3526	244	$A^6$	2700	540	270	3525	242	$A^6$	2700	540	270	
rc107	2501	606	$A^5B^5C^{14}$	5250	1050	525	2178	696	$A^3B^6C^{12}$	4680	936	468	
	2502	594	$A^5B^5C^{14}$	5250	1050	525	2196	672	$A^3B^6C^{12}$	4680	936	468	
	2505	459	$A^4B^3C^{16}$	5490	1098	559	2204	664	$A^3B^6C^{12}$	4680	936	468	
	2513	441	$A^4B^3C^{16}$	5490	1098	549	2206	640	$A^3B^6C^{12}$	4680	936	468	
	2517	439	$A^4B^3C^{16}$	5490	1098	549	2361	531	$A^3B^{11}C^9$	4530	906	453	
	2519	437	$A^4B^3C^{16}$	5490	1098	549	2370	523	$A^3B^{11}C^9$	4530	906	453	
	2530	337	$A^2B^2C^{19}D^1$	6570	1314	657	2380	513	$A^3B^{11}C^9$	4530	906	453	
	2558	328	$A^2B^2C^{19}D^1$	6570	1314	657	2387	508	$A^3B^{11}C^9$	4530	906	453	
	2559	327	$A^2B^2C^{19}D^1$	6570	1314	657	2394	503	$A^3B^{11}C^9$	4530	906	453	
							2396	500	$A^3B^{11}C^9$	4530	906	453	
							2398	497	$A^3B^{11}C^9$	4530	906	453	
							2400	496	$A^3B^{11}C^9$	4530	906	453	
							2402	495	$A^3B^{11}C^8D^1$	4680	936	468	
							2406	482	$A^3B^{11}C^8D^1$	4680	936	468	
							2408	476	$A^3B^{11}C^8D^1$	4680	936	468	
							2418	474	$A^3B^9C^{11}$	4830	966	483	
							2425	453	$A^3B^9C^{11}$	4830	966	483	
							2432	443	$A^3B^9C^{11}$	4830	966	483	
							2449	440	$A^3B^8C^7D^5$	5730	1146	573	
rc201	3202	4247	$A^4B^8$	3400	680	340	3416	3023	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3212	4221	$A^4B^8$	3400	680	340	3422	3018	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3223	4209	$A^4B^8$	3400	680	340	3439	2959	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3226	4203	$A^4B^8$	3400	680	340	3448	2948	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3227	4184	$A^4B^8$	3400	680	340	3454	2942	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3241	4181	$A^4B^8$	3400	680	340	3463	2931	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3249	4180	$A^4B^8$	3400	680	340	3477	2927	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3257	4179	$A^4B^8$	3400	680	340	3480	2922	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3261	4173	$A^4B^8$	3400	680	340	3483	2921	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3270	4143	$A^4B^8$	3400	680	340	3488	2915	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3280	4097	$A^4B^8$	3400	680	340	3494	2910	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3283	4091	$A^4B^8$	3400	680	340	3501	2892	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3293	4071	$A^4B^8$	3400	680	340	3516	2882	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3296	4065	$A^4B^8$	3400	680	340	3517	2881	$A^5B^7$	3200	640	320	

----- Continúa en la página siguiente -----

Caso	$f1$	$f2$	Mix	Costo			$f1$	$f2$	Mix	Costo			$f1$ [5]
				a	b	c				a	b	c	
	3302	4034	$A^4B^8$	3400	680	340	3518	2874	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3307	3536	$A^4B^8$	3400	680	340	3521	2868	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3314	3447	$A^4B^8$	3400	680	340	3533	2863	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3317	3410	$A^4B^8$	3400	680	340	3536	2851	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3321	3407	$A^4B^8$	3400	680	340	3538	2849	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3322	3405	$A^4B^8$	3400	680	340	3552	2816	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3366	3358	$A^4B^8$	3400	680	340	3564	2792	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3383	3335	$A^4B^8$	3400	680	340	3581	2775	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3411	3301	$A^4B^8$	3400	680	340	3615	2716	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3433	3279	$A^4B^8$	3400	680	340	3656	2637	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3489	3266	$A^4B^8$	3400	680	340	3668	2607	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3501	3216	$A^4B^8$	3400	680	340	3696	2580	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3530	3122	$A^4B^8$	3400	680	340	3715	2549	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3735	3119	$A^5B^7$	3200	640	320	3733	2531	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3769	2972	$A^5B^7$	3200	640	320	3780	2484	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3782	2955	$A^5B^7$	3200	640	320	3790	2458	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3800	2934	$A^5B^7$	3200	640	320	3799	2448	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3815	2919	$A^5B^7$	3200	640	320	3829	2416	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3855	2825	$A^5B^7$	3200	640	320	3857	2834	$A^5B^7$	3200	640	320	
	3903	2770	$A^5B^7$	3200	640	320	3912	2344	$A^5B^7$	3200	640	320	
	4003	2587	$A^5B^7$	3200	640	320	4001	2252	$A^5B^7$	3200	640	320	
	4040	2561	$A^5B^7$	3200	640	320	4064	2233	$A^5B^7$	3200	640	320	
	4115	2502	$A^5B^7$	3200	640	320	4102	2171	$A^5B^7$	3200	640	320	
	4162	2468	$A^5B^7$	3200	640	320	4167	2104	$A^5B^7$	3200	640	320	
	4209	2429	$A^5B^7$	3200	640	320	4235	2020	$A^5B^7$	3200	640	320	
	4240	2393	$A^5B^7$	3200	640	320	4312	1994	$A^5B^7$	3200	640	320	
	4288	2362	$A^5B^7$	3200	640	320	4912	1949	$A^4B^8$	3400	680	340	
	4338	2298	$A^5B^7$	3200	640	320	4971	1928	$A^4B^8$	3400	680	340	
	4445	2196	$A^5B^7$	3200	640	320	4999	1926	$A^5B^8$	3550	710	355	
	4506	2163	$A^5B^7$	3200	640	320	5003	1920	$A^5B^8$	3550	710	355	
	4549	2115	$A^5B^7$	3200	640	320	5094	1897	$A^5B^8$	3550	710	355	
	4607	1989	$A^4B^8$	3400	680	340							
	4513	1874	$A^1B^{10}$	3650	730	365							
	4546	1845	$A^1B^{10}$	3650	730	365							
	4829	1792	$A^3B^9$	3600	720	360							
	4858	1758	$A^3B^9$	3600	720	360							
	5101	1655	$A^3B^9$	3600	720	360							
	5256	1593	$A^3B^9$	3600	720	360							
	5285	1577	$A^3B^9$	3600	720	360							

----- Continúa en la página siguiente -----

Caso	$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			$f1$	$f2$	$Mix$	Costo			$f1$ [5]
				a	b	c				a	b	c	
	5352	1575	$A^3B^9$	3600	720	360							
	5447	1532	$A^3B^9$	3600	720	360							
	5448	1531	$A^3B^9$	3600	720	360							
	5469	1528	$A^3B^9$	3600	720	360							

Tabla A.2: Conjunto de soluciones no dominadas, 10 clientes

Caso	NSGA-II						MOEA/D						$f1$ [5]
	$f1$	$f2$	MIX	Costo			$f1$	$f2$	MIX	Costo			
				a	b	c				a	b	c	
c104	326	39	$A^2$	600	120	60	333	39	$A^2$	600	120	60	302.71
							335	0	$A^2$	600	120	60	$A^2$
c202	252	4018	$A^2$	2000	400	200	252	4018	$A^2$	2000	400	200	304.32
							254	2549	$A^2$	2000	400	200	$A^1$
							263	2506	$A^2$	2000	400	200	
							269	2479	$A^2$	2000	400	200	
							274	2460	$A^2$	2000	400	200	
							275	2455	$A^2$	2000	400	200	
							287	2405	$A^2$	2000	400	200	
							347	1455	$A^2$	2000	400	200	
							357	1412	$A^2$	2000	400	200	
							380	1363	$A^2$	2000	400	200	
							384	968	$A^2$	2000	400	200	
394	782	$A^2$	2000	400	200								
r102	315	254	$A^1B^3$	290	58	29	308	245	$A^2B^1C^1$	320	64	32	275.34
							335	203	$A^1B^2C^1$	350	70	35	$A^2B^1C^1$
							338	119	$B^1C^2$	360	57	36	
							346	90	$B^2D^1$	410	106	53	
r201	259	642	$A^2$	900	180	90	259	642	$A^2$	900	180	90	238.38
							285	312	$A^2$	900	180	90	$A^2$
							336	252	$A^2$	900	180	90	
							372	230	$A^2$	900	180	90	
rc102	528	318	$A^7$	420	84	42	528	318	$A^7$	420	84	42	440.27
							506	43	$A^5B^1$	450	90	45	$A^1B^2C^1$
	506	43	$A^5B^1$	450	90	45	511	190	$A^5B^1$	450	90	45	
							519	188	$A^5B^1$	450	90	45	
							541	154	$A^3B^1C^1$	530	126	63	
							686	63	$A^3B^1C^1$	530	126	63	
rc205	621	437	$A^2$	300	60	30	474	365	$A^1C^1$	700	140	70	364.59
							478	361	$B^2$	700	140	70	$A^1C^1$
							588	251	$C^2$	1100	220	110	

## Anexos B

### Resultados en la Sintonización de Parámetros

Tabla B.1: .  
 Promedio de hipervolumen, (resultados x 10<sup>5</sup>).  
 Casos de prueba de 5 y 10 clientes

Caso	N	Taguchi		W-W	EVOCA		W-W	T-Adaptativo		W-W
		<i>Secuencial</i>	<i>r-primeros</i>		<i>Secuencial</i>	<i>r-primeros</i>		<i>Secuencial</i>	<i>r-primeros</i>	
C101	5	0.1313	0.1777	NA	0.1313	0.1777	NA	0.1313	0.1777	NA
C103	5	0.0024	0.0024	NA	0.0024	0.0024	NA	0.0024	0.0024	NA
C206	5	2.2416	2.2456	NA	2.2416	2.2456	NA	2.2416	2.2456	NA
C208	5	1.7909	1.7909	NA	1.7909	1.7909	NA	1.7909	1.7909	NA
R104	5	0.0361	0.0493	NA	0.0361	0.0493	NA	0.0361	0.0493	NA
R105	5	0.0615	0.0782	NA	0.0615	0.0782	NA	0.0615	0.0782	NA
R202	5	0.1398	0.1549	NA	0.1398	0.1542	NA	0.1398	0.1537	NA
R203	5	0.1381	0.2299	NA	0.1381	0.2297	NA	0.1381	0.2299	NA
RC105	5	0.0060	0.0060	NA	0.0060	0.0060	NA	0.0060	0.0060	NA
RC108	5	0.0183	0.0188	NA	0.0183	0.0188	NA	0.0183	0.0188	NA
RC204	5	0.1287	0.0849	NA	0.1287	0.0854	NA	0.1287	0.0849	NA
RC208	5	0.0087	0.0180	NA	0.0087	0.0180	NA	0.0087	0.0180	NA
Promedio		0.3920	0.4047		0.3920	0.4047		0.3920	0.4047	
C101	10	2.1157	1.0925	0.0000	2.0938	1.0966	0.0000	2.0500	1.1096	0.0000
C104	10	0.3101	0.3117	0.0000	0.3025	0.3109	0.0000	0.3046	0.3122	0.0000
C202	10	2.7520	3.2953	0.0000	2.7511	2.9687	0.0950	2.4580	3.2537	0.0000
C205	10	5.7423	5.9563	0.1670	5.0888	5.9296	0.0000	4.7473	5.7932	0.0000
R102	10	0.5245	0.4581	0.0000	0.4934	0.4412	0.0000	0.4776	0.4330	0.0000
R103	10	0.2171	0.2223	0.0040	0.2206	0.2168	0.0470	0.2107	0.2143	0.0540
R201	10	1.8197	1.1187	0.0000	1.8228	1.9420	0.0010	1.7360	1.9068	0.0000
R203	10	0.8812	0.9182	0.0000	0.8796	0.9171	0.0000	0.8805	0.9176	0.0000
RC102	10	0.1698	0.1757	0.0000	0.2240	0.1680	0.8770	0.1666	0.1678	0.1540
RC108	10	0.4157	0.4324	0.0000	0.4135	0.4324	0.0000	0.4153	0.4324	0.0000
RC201	10	1.0648	1.1187	0.4730	1.0383	1.0190	0.2060	1.1350	0.9626	0.3790
RC205	10	3.4666	4.1578	0.0000	3.2659	4.0953	0.0000	3.12601	3.9213	0.0000
Promedio		1.6233	1.6048		1.5495	1.6281		1.3256	1.6187	

Tabla B.2: .  
 Promedio de hipervolumen, (resultados x 10<sup>5</sup>). Casos de prueba de 15 y 100 clientes

Caso	N	Taguchi		W-W	EVOCA		W-W	T-Adaptativo		W-W
		Secuencial	r-primeros		Secuencial	r-primeros		Secuencial	r-primeros	
C103	15	1.406	6.732	0.000	1.382	6.401	0.000	1.389	6.401	0.000
C106	15	2.850	2.515	0.000	2.814	1.985	0.000	2.822	2.157	0.000
C202	15	13.476	12.997	0.009	12.643	11.324	0.002	13.876	11.215	0.000
C208	15	17.389	17.225	0.112	16.978	16.005	0.201	17.266	16.191	0.057
R102	15	0.176	0.153	0.000	0.169	0.137	0.000	0.175	0.141	0.000
R105	15	0.185	0.159	0.000	0.180	0.135	0.000	0.181	0.174	0.000
R202	15	6.642	6.687	0.473	6.537	6.367	0.045	6.584	6.363	0.001
R209	15	3.403	1.980	0.000	3.299	1.710	0.000	3.405	1.729	0.000
RC103	15	0.552	0.350	0.000	0.418	0.322	0.000	0.423	0.319	0.000
RC108	15	0.113	0.114	0.102	0.107	0.105	0.105	0.109	0.108	0.000
RC202	15	3.815	3.446	0.000	3.480	2.793	0.000	3.719	2.930	0.000
RC204	15	1.717	1.530	0.000	1.708	1.457	0.000	1.708	1.443	0.000
Promedio		4.310	4.491		4.143	4.062		4.305	4.098	
c101	100	69.245	40.792	0.000	55.701	21.084	0.000	69.755	39.879	0.000
c102	100	47.349	49.145	0.176	35.576	29.108	0.001	49.013	46.765	0.511
c103	100	59.115	81.749	0.000	40.280	61.829	0.000	60.707	85.018	0.000
c104	100	45.390	63.652	0.000	34.672	55.611	0.000	45.163	63.859	0.000
c105	100	132.420	77.012	0.000	114.805	49.646	0.000	132.333	72.821	0.000
c106	100	88.640	50.600	0.000	76.376	29.484	0.000	88.928	47.880	0.000
c107	100	63.347	37.890	0.000	63.347	20.063	0.000	64.013	35.387	0.000
c108	100	49.992	21.778	0.000	42.945	12.085	0.000	50.067	21.673	0.000
c109	100	61.839	31.666	0.000	28.433	16.583	0.000	61.9602	31.658	0.000
Promedio		68.593	50.476		54.682	32.832		69.104	49.438	
c201	100	35.485	37.136	0.549	28.433	15.995	0.000	34.293	44.993	0.009
c202	100	33.307	35.975	0.455	17.222	20.208	0.311	30.171	37.443	0.014
c203	100	14.573	18.429	0.141	7.441	8.186	0.438	12.086	19.476	0.000
c204	100	36.990	58.662	0.000	29.925	46.949	0.000	36.853	55.243	0.000
c205	100	21.942	24.998	0.162	16.127	10.820	0.005	22.194	24.182	0.297
c206	100	11.900	12.414	0.947	6.446	4.293	0.001	11.498	13.068	0.549
c207	100	31.618	21.877	0.000	25.233	12.270	0.000	30.805	20.242	0.000
c208	100	10.140	13.621	0.016	6.934	6.285	0.340	11.129	17.291	0.002
Promedio		24.494	27.889		17.220	25.185		23.629	31.264	



Tabla B.3: .  
 Promedio de hipervolumen, (resultados x 10<sup>5</sup>).  
 Casos de prueba de 100 clientes

Caso	N	Taguchi		W-W	EVOCA		W-W	T-Adaptativo		W-W
		Secuencial	r-primeros		Secuencial	r-primeros		Secuencial	r-primeros	
R101	100	4.06	0.55	0.0000	3.27	0.55	0.0000	4.11	1.20	0.0000
R102	100	3.48	1.79	0.0000	2.79	0.93	0.0000	3.56	1.76	0.0000
R103	100	2.22	1.61	0.0000	1.74	0.97	0.0000	2.24	2.00	0.1100
R104	100	2.16	2.92	0.0000	1.72	2.16	0.0000	2.24	2.94	0.0000
R105	100	5.39	2.09	0.0000	4.79	1.29	0.0000	5.50	1.82	0.0000
R106	100	3.3	1.79	0.0000	2.75	0.88	0.0000	3.19	1.79	0.0000
R107	100	2.01	1.89	0.1300	1.52	1.51	0.8300	2.13	1.85	0.0600
R108	100	2.07	2.84	0.0000	1.67	2.19	0.0000	2.10	2.72	0.0000
R109	100	6.64	3.61	0.0000	6.14	2.49	0.0000	6.77	3.36	0.0000
R110	100	1.68	1.01	0.0000	1.36	0.64	0.0000	1.69	1.01	0.0000
R111	100	1.56	1.08	0.0000	1.27	0.69	0.0000	1.58	1.08	0.0000
R112	100	2.60	1.63	0.0000	2.19	1.11	0.0000	2.51	1.69	0.0000
Promedio		3.10	1.90		2.60	1.29		3.14	1.94	
R201	100	4.71	3.28	0.0002	3.06	1.86	0.0012	4.16	4.09	0.0.001
R202	100	5.64	7.11	0.0003	4.46	4.87	0.1860	5.80	7.32	0.0026
R203	100	4.77	5.97	0.0029	4.05	4.47	0.1490	4.95	6.91	0.0000
R204	100	2.59	3.96	0.0000	1.79	2.96	0.0000	2.34	4.02	0.0000
R205	100	5.05	3.62	0.0000	3.82	2.52	0.0000	4.86	4.09	0.0007
R206	100	2.72	3.21	0.0090	1.99	2.10	0.610	2.87	3.96	0.0000
R207	100	3.72	4.79	0.003	2.99	3.80	0.002	3.87	5.37	0.0000
R208	100	2.46	3.27	0.0000	2.14	2.58	0.0070	2.64	3.64	0.0000
R209	100	3.41	3.00	0.2398	2.65	2.01	0.0004	3.37	3.48	0.1260
R210	100	6.58	4.98	0.0000	5.38	3.83	0.0000	6.83	5.37	0.0000
R211	100	2.67	2.19	0.0000	2.23	1.43	0.0000	2.76	5.37	0.0007
Promedio		4.03	4.13		3.14	2.95		4.04	4.88	
RC201	100	21.40	11.96	0.0000	18.20	10.06	0.0000	21.38	12.32	0.0000
RC202	100	23.68	14.12	0.0000	20.67	12.741	0.0000	23.67	14.723	0.0000
RC203	100	20.44	19.89	0.2643	17.31	18.17	0.0170	19.88	20.19	0.3953
RC204	100	12.41	15.02	0.0000	10.33	13.89	0.0000	12.32	14.97	0.0000
RC205	100	26.29	13.67	0.0000	23.44	11.99	0.0000	25.82	13.86	0.0000
RC206	100	24.02	12.11	0.0000	21.45	9.79	0.0000	23.91	12.27	0.0000
RC207	100	24.76	11.15	0.0000	21.99	9.39	0.0000	24.20	11.01	0.0000
RC208	100	16.52	10.31	0.0000	14.37	9.39	0.0000	16.22	10.12	0.0000
Promedio		21.19	13.53		18.47	11.93		20.93	13.68	

# Anexos C

## Resultados de las Mejores Soluciones

Tabla C.1: Soluciones de los 18 casos de prueba en los que se encontró mejor solución en distancia total de trayectoria.

Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
Caso de prueba: UK-100-01		
1 = 0 ->99 ->63 ->61 ->26 ->22 ->47 ->62 ->88 ->33 ->13 ->0	225.65	2636.38
2 = 0 ->8 ->46 ->96 ->67 ->87 ->93 ->34 ->0	165.78	276.87
3 = 0 ->40 ->58 ->31 ->27 ->55 ->0	73.87	968.73
4 = 0 ->100 ->54 ->20 ->6 ->15 ->53 ->52 ->0	221.49	0.00
5 = 0 ->43 ->17 ->1 ->85 ->81 ->30 ->11 ->77 ->0	300.14	0.00
6 = 0 ->78 ->36 ->74 ->72 ->59 ->3 ->9 ->0	191.28	0.00
7 = 0 ->21 ->66 ->48 ->49 ->83 ->2 ->51 ->0	228.97	181.74
8 = 0 ->4 ->57 ->16 ->84 ->86 ->94 ->18 ->45 ->73 ->0	230.51	0.00
9 = 0 ->92 ->98 ->80 ->60 ->24 ->97 ->38 ->28 ->0	142.39	84.39
10 = 0 ->90 ->14 ->65 ->50 ->32 ->12 ->23 ->68 ->0	171.99	237.01
11 = 0 ->91 ->70 ->89 ->95 ->64 ->41 ->0	191.03	0.00
12 = 0 ->37 ->35 ->75 ->29 ->71 ->39 ->10 ->0	249.51	0.00
13 = 0 ->69 ->42 ->25 ->5 ->7 ->19 ->0	238.63	0.00
14 = 0 ->79 ->76 ->44 ->82 ->56 ->0	92.99	2536.08
<b>TOTAL</b>	<b>2724.21</b>	<b>6921.19</b>
Caso de prueba: UK-100-03		
1 = 0 ->36 ->60 ->38 ->41 ->93 ->75 ->25 ->0	181.48	313.06
2 = 0 ->14 ->43 ->19 ->96 ->86 ->63 ->72 ->16 ->0	132.39	2405.04
3 = 0 ->100 ->73 ->84 ->15 ->29 ->22 ->0	174.45	707.97
4 = 0 ->26 ->18 ->82 ->88 ->48 ->94 ->81 ->0	195.09	1746.05

- - - - - Continúa en la página siguiente - - - - -

Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
5 = 0 ->83 ->89 ->35 ->97 ->7 ->44 ->42 ->13 ->23 ->32 ->27 ->0	216.86	1684.85
6 = 0 ->95 ->74 ->2 ->57 ->51 ->4 ->55 ->80 ->78 ->0	219.19	0.00
7 = 0 ->37 ->9 ->76 ->24 ->70 ->65 ->59 ->0	149.52	920.86
8 = 0 ->58 ->21 ->6 ->64 ->46 ->85 ->69 ->68 ->0	187.65	1952.92
9 = 0 ->39 ->34 ->8 ->87 ->40 ->61 ->0	120.07	806.51
10 = 0 ->3 ->33 ->47 ->49 ->91 ->0	193.00	1403.59
11 = 0 ->67 ->92 ->54 ->50 ->28 ->5 ->53 ->20 ->0	199.43	0.00
12 = 0 ->52 ->45 ->10 ->90 ->62 ->98 ->11 ->0	208.40	1843.92
13 = 0 ->12 ->77 ->56 ->79 ->99 ->0	113.26	87.57
14 = 0 ->71 ->30 ->1 ->17 ->66 ->31 ->0	149.89	0.00
<b>TOTAL</b>	<b>2440.68</b>	<b>13872.33</b>
Caso de prueba: UK-100-05		
1 = 0 ->75 ->57 ->79 ->92 ->55 ->77 ->63 ->0	222.02	0.00
2 = 0 ->42 ->80 ->24 ->59 ->38 ->89 ->27 ->14 ->0	84.90	425.77
3 = 0 ->44 ->10 ->48 ->2 ->88 ->30 ->84 ->37 ->0	173.58	881.05
4 = 0 ->53 ->64 ->87 ->93 ->96 ->25 ->6 ->0	163.01	0.00
5 = 0 ->49 ->56 ->60 ->66 ->1 ->85 ->0	202.80	543.65
6 = 0 ->19 ->98 ->67 ->90 ->72 ->12 ->58 ->0	121.99	547.40
7 = 0 ->69 ->9 ->86 ->47 ->34 ->83 ->78 ->17 ->13 ->71 ->0	205.74	1392.28
8 = 0 ->18 ->74 ->40 ->43 ->35 ->31 ->0	144.19	0.00
9 = 0 ->33 ->46 ->8 ->41 ->29 ->94 ->99 ->0	177.97	868.73
10 = 0 ->82 ->36 ->3 ->73 ->4 ->81 ->22 ->0	190.44	1842.25
11 = 0 ->11 ->16 ->21 ->61 ->65 ->100 ->0	92.72	2712.16
12 = 0 ->45 ->5 ->91 ->7 ->95 ->15 ->62 ->0	90.40	2863.34
13 = 0 ->32 ->52 ->23 ->54 ->68 ->39 ->50 ->70 ->0	256.05	0.00
14 = 0 ->26 ->28 ->51 ->20 ->76 ->97 ->0	80.41	2094.55
<b>TOTAL</b>	<b>2206.22</b>	<b>14171.19</b>
Caso de prueba: UK-100-06		
1 = 0 ->84 ->11 ->21 ->1 ->67 ->6 ->0	215.78	221.23
2 = 0 ->34 ->98 ->80 ->78 ->70 ->47 ->81 ->74 ->0	204.62	2943.06
3 = 0 ->54 ->71 ->24 ->43 ->14 ->65 ->88 ->0	231.50	0.00
4 = 0 ->68 ->62 ->51 ->93 ->83 ->27 ->55 ->61 ->0	216.58	305.40
5 = 0 ->99 ->75 ->29 ->15 ->100 ->46 ->0	103.36	3254.85
6 = 0 ->42 ->7 ->63 ->39 ->40 ->10 ->30 ->0	198.60	0.00
7 = 0 ->19 ->4 ->50 ->89 ->86 ->33 ->41 ->79 ->0	228.82	1440.13
8 = 0 ->96 ->60 ->77 ->22 ->72 ->23 ->0	160.29	0.00
9 = 0 ->37 ->87 ->48 ->66 ->91 ->56 ->8 ->0	148.57	0.00
10 = 0 ->52 ->26 ->16 ->92 ->44 ->5 ->69 ->3 ->0	185.83	2347.28
11 = 0 ->97 ->85 ->45 ->64 ->25 ->31 ->32 ->57 ->0	122.97	1141.87
12 = 0 ->82 ->73 ->13 ->36 ->12 ->38 ->18 ->0	191.86	390.63

- - - - - Continúa en la página siguiente - - - - -

Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
13 = 0 ->95 ->59 ->53 ->58 ->94 ->9 ->2 ->0	213.65	0.00
14 = 0 ->49 ->17 ->35 ->20 ->76 ->28 ->90 ->0	213.24	0.00
<b>TOTAL</b>	<b>2635.65</b>	<b>12044.45</b>

Caso de prueba: UK-100-09		
1 = 0 ->48 ->15 ->74 ->49 ->38 ->29 ->0	117.38	1625.34
2 = 0 ->33 ->76 ->75 ->44 ->28 ->79 ->86 ->0	102.71	1168.11
3 = 0 ->3 ->50 ->93 ->0	29.32	2438.51
4 = 0 ->45 ->57 ->85 ->64 ->27 ->60 ->1 ->0	201.50	1206.20
5 = 0 ->55 ->58 ->72 ->54 ->2 ->11 ->20 ->66 ->0	270.89	0.00
6 = 0 ->21 ->37 ->5 ->88 ->78 ->34 ->51 ->0	92.21	3248.78
7 = 0 ->4 ->52 ->24 ->97 ->46 ->73 ->0	95.32	3263.80
8 = 0 ->89 ->10 ->56 ->61 ->90 ->53 ->16 ->98 ->68 ->67 ->70 ->94 ->0	254.13	273.82
9 = 0 ->41 ->40 ->12 ->23 ->47 ->96 ->0	162.43	214.36
10 = 0 ->92 ->95 ->19 ->87 ->26 ->80 ->39 ->0	147.77	3501.87
11 = 0 ->99 ->35 ->25 ->77 ->100 ->81 ->6 ->59 ->62 ->0	166.61	2077.57
12 = 0 ->9 ->84 ->82 ->36 ->8 ->13 ->69 ->0	191.64	0.00
13 = 0 ->18 ->7 ->65 ->42 ->14 ->71 ->43 ->91 ->22 ->83 ->0	162.99	2925.57
14 = 0 ->63 ->31 ->17 ->32 ->30 ->0	66.15	609.20
<b>TOTAL</b>	<b>2061</b>	<b>22553.1</b>

Caso de prueba: UK-100-10		
1 = 0 ->10 ->5 ->69 ->59 ->78 ->34 ->2 ->6 ->83 ->0	274.01	0.00
2 = 0 ->62 ->7 ->30 ->0	53.14	611.72
3 = 0 ->66 ->75 ->47 ->22 ->91 ->41 ->32 ->21 ->40 ->0	190.91	960.61
4 = 0 ->98 ->89 ->61 ->94 ->65 ->93 ->39 ->35 ->0	139.00	2697.54
5 = 0 ->52 ->82 ->87 ->71 ->95 ->1 ->81 ->49 ->0	230.27	900.46
6 = 0 ->97 ->18 ->45 ->54 ->58 ->70 ->0	78.00	346.43
7 = 0 ->68 ->38 ->19 ->3 ->63 ->9 ->11 ->57 ->48 ->0	245.59	567.24
8 = 0 ->55 ->51 ->12 ->14 ->20 ->64 ->60 ->44 ->0	265.52	215.52
9 = 0 ->99 ->46 ->85 ->86 ->4 ->72 ->53 ->43 ->0	247.24	65.89
10 = 0 ->25 ->24 ->29 ->88 ->67 ->84 ->8 ->23 ->50 ->0	173.26	1455.33
11 = 0 ->73 ->100 ->17 ->80 ->13 ->15 ->0	110.19	166.30
12 = 0 ->26 ->33 ->27 ->74 ->76 ->31 ->37 ->0	230.04	0.00
13 = 0 ->36 ->92 ->42 ->90 ->0	37.30	1953.17
14 = 0 ->56 ->77 ->79 ->96 ->16 ->28 ->0	119.93	646.71
<b>TOTAL</b>	<b>2394.4</b>	<b>10586.9</b>

Caso de prueba: UK-100-15		
1 = 0 ->78 ->13 ->93 ->46 ->55 ->42 ->0	182.07	0.00
2 = 0 ->80 ->100 ->24 ->34 ->74 ->69 ->77 ->47 ->0	269.53	563.12
3 = 0 ->45 ->12 ->97 ->73 ->65 ->54 ->36 ->0	229.34	0.00

- - - - - Continúa en la página siguiente - - - - -

Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
4 = 0 ->94 ->20 ->22 ->95 ->50 ->6 ->72 ->71 ->0	238.41	486.21
5 = 0 ->91 ->29 ->17 ->81 ->63 ->59 ->0	151.07	97.32
6 = 0 ->48 ->9 ->40 ->92 ->87 ->79 ->0	217.21	0.00
7 = 0 ->86 ->85 ->51 ->23 ->58 ->30 ->0	220.63	600.21
8 = 0 ->53 ->66 ->27 ->57 ->67 ->0	81.99	3139.43
9 = 0 ->5 ->33 ->90 ->68 ->89 ->38 ->14 ->99 ->0	269.30	0.00
10 = 0 ->15 ->49 ->4 ->35 ->76 ->70 ->11 ->0	190.51	0.00
11 = 0 ->10 ->8 ->39 ->84 ->16 ->28 ->18 ->0	245.40	0.00
12 = 0 ->96 ->7 ->61 ->25 ->19 ->0	159.37	1240.38
13 = 0 ->31 ->52 ->64 ->21 ->56 ->32 ->0	131.89	2899.11
14 = 0 ->26 ->88 ->60 ->98 ->2 ->44 ->1 ->3 ->37 ->0	234.91	378.42
15 = 0 ->43 ->75 ->82 ->83 ->41 ->62 ->0	203.92	814.78
<b>TOTAL</b>	<b>3025.5</b>	<b>10218.9</b>
Caso de prueba: UK-100-19		
1 = 0 ->5 ->70 ->14 ->4 ->47 ->1 ->93 ->36 ->0	154.03	500.06
2 = 0 ->28 ->71 ->61 ->9 ->79 ->41 ->0	48.04	4341.63
3 = 0 ->100 ->84 ->90 ->32 ->26 ->3 ->91 ->96 ->38 ->59 ->20 ->0	232.48	2298.62
4 = 0 ->27 ->16 ->75 ->94 ->21 ->0	85.23	3346.75
5 = 0 ->92 ->40 ->68 ->62 ->88 ->24 ->37 ->0	220.32	0.00
6 = 0 ->74 ->86 ->52 ->66 ->42 ->51 ->31 ->78 ->0	130.17	0.00
7 = 0 ->48 ->58 ->55 ->89 ->0	29.09	1510.16
8 = 0 ->95 ->33 ->83 ->87 ->29 ->8 ->11 ->72 ->0	237.50	220.67
9 = 0 ->15 ->53 ->67 ->50 ->85 ->0	95.33	0.00
10 = 0 ->77 ->69 ->44 ->73 ->82 ->23 ->35 ->57 ->0	177.13	620.04
11 = 0 ->34 ->17 ->60 ->22 ->6 ->7 ->45 ->0	113.23	3037.64
12 = 0 ->30 ->65 ->54 ->98 ->2 ->56 ->76 ->0	170.97	0.00
13 = 0 ->10 ->19 ->80 ->64 ->99 ->13 ->43 ->0	248.87	0.00
14 = 0 ->49 ->46 ->63 ->81 ->18 ->25 ->39 ->12 ->97 ->0	193.65	0.00
<b>TOTAL</b>	<b>2136.0</b>	<b>15875.5</b>
Caso de prueba: UK-100-20		
1 = 0 ->25 ->53 ->90 ->70 ->3 ->22 ->4 ->0	178.67	0.00
2 = 0 ->26 ->75 ->65 ->60 ->47 ->72 ->57 ->35 ->56 ->67 ->0	253.36	2320.78
3 = 0 ->97 ->54 ->44 ->42 ->46 ->0	116.27	1682.86
4 = 0 ->30 ->82 ->29 ->50 ->8 ->0	140.41	0.00
5 = 0 ->87 ->17 ->19 ->36 ->39 ->73 ->6 ->23 ->0	234.06	2416.22
6 = 0 ->89 ->80 ->99 ->38 ->15 ->66 ->5 ->91 ->0	252.60	0.00
7 = 0 ->58 ->49 ->55 ->14 ->79 ->64 ->61 ->0	190.67	1602.20
8 = 0 ->32 ->40 ->76 ->98 ->63 ->69 ->0	198.97	0.00
9 = 0 ->81 ->74 ->45 ->13 ->71 ->83 ->51 ->0	225.36	0.00
10 = 0 ->88 ->24 ->68 ->18 ->41 ->52 ->95 ->7 ->0	165.42	1296.73

- - - - - Continúa en la página siguiente - - - - -

Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
11 = 0 ->21 ->31 ->48 ->62 ->100 ->77 ->0	219.10	0.00
12 = 0 ->2 ->27 ->37 ->9 ->28 ->86 ->34 ->0	203.93	393.72
13 = 0 ->94 ->12 ->84 ->93 ->43 ->1 ->96 ->0	227.08	827.37
14 = 0 ->10 ->78 ->11 ->59 ->33 ->20 ->85 ->16 ->92 ->0	245.16	537.07
<b>TOTAL</b>	<b>2851.04</b>	<b>11076.95</b>

## Caso de prueba: UK-200-03

1 = 0 ->75 ->156 ->83 ->120 ->157 ->33 ->185 ->0	100.59	2099.51
2 = 0 ->36 ->187 ->59 ->85 ->198 ->102 ->129 ->199 ->0	226.32	0.00
3 = 0 ->53 ->35 ->34 ->45 ->79 ->0	75.63	254.78
4 = 0 ->177 ->27 ->10 ->179 ->19 ->191 ->101 ->135 ->0	206.06	2685.81
5 = 0 ->133 ->152 ->158 ->139 ->97 ->155 ->18 ->0	229.61	0.00
6 = 0 ->172 ->145 ->93 ->150 ->40 ->11 ->96 ->0	202.68	0.00
7 = 0 ->195 ->165 ->63 ->115 ->184 ->78 ->122 ->161 ->0	205.18	2126.33
8 = 0 ->130 ->89 ->98 ->126 ->37 ->17 ->142 ->8 ->0	101.04	816.83
9 = 0 ->2 ->26 ->43 ->166 ->151 ->114 ->92 ->70 ->95 ->25 ->0	175.28	334.46
10 = 0 ->69 ->124 ->71 ->106 ->80 ->168 ->108 ->15 ->0	102.91	2020.62
11 = 0 ->54 ->189 ->127 ->64 ->188 ->44 ->0	127.75	2057.52
12 = 0 ->6 ->180 ->100 ->23 ->104 ->118 ->134 ->0	105.05	0.00
13 = 0 ->65 ->141 ->132 ->131 ->103 ->5 ->55 ->1 ->0	208.40	0.00
14 = 0 ->60 ->175 ->117 ->171 ->186 ->197 ->46 ->49 ->0	127.69	617.23
15 = 0 ->56 ->32 ->162 ->178 ->107 ->50 ->146 ->0	175.46	3052.91
16 = 0 ->190 ->90 ->58 ->62 ->51 ->48 ->116 ->30 ->82 ->0	176.46	1701.78
17 = 0 ->84 ->61 ->105 ->112 ->87 ->3 ->94 ->12 ->200 ->137 ->0	226.31	1536.58
18 = 0 ->140 ->52 ->167 ->159 ->67 ->144 ->28 ->0	186.74	2975.27
19 = 0 ->20 ->154 ->196 ->73 ->47 ->99 ->128 ->0	114.77	0.00
20 = 0 ->174 ->39 ->24 ->123 ->7 ->68 ->0	182.32	2123.80
21 = 0 ->76 ->13 ->119 ->170 ->66 ->163 ->136 ->0	142.09	467.15
22 = 0 ->22 ->4 ->77 ->121 ->110 ->169 ->31 ->21 ->0	245.81	0.00
23 = 0 ->109 ->9 ->164 ->113 ->91 ->160 ->181 ->0	97.22	1406.51
24 = 0 ->182 ->72 ->183 ->143 ->86 ->42 ->148 ->0	151.67	759.66
25 = 0 ->16 ->38 ->111 ->192 ->194 ->138 ->0	80.65	870.90
26 = 0 ->29 ->57 ->81 ->176 ->14 ->41 ->193 ->0	215.36	0.00
27 = 0 ->88 ->74 ->153 ->147 ->125 ->173 ->149 ->0	110.72	2146.37
<b>TOTAL</b>	<b>4299.7</b>	<b>30054.0</b>

## Caso de prueba: UK-200-04

1 = 0 ->150 ->105 ->149 ->78 ->187 ->143 ->1 ->144 ->55 ->0	164.30	0.00
2 = 0 ->147 ->16 ->130 ->173 ->37 ->109 ->188 ->129 ->5 ->91 ->0	89.62	1089.38
3 = 0 ->104 ->145 ->83 ->28 ->87 ->85 ->0	101.12	1740.59
4 = 0 ->111 ->132 ->73 ->8 ->45 ->30 ->40 ->179 ->0	66.50	1206.99
5 = 0 ->97 ->182 ->178 ->9 ->162 ->34 ->71 ->70 ->165 ->0	219.34	0.00

- - - - - Continúa en la página siguiente - - - - -

Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
6 = 0 ->48 ->159 ->72 ->196 ->180 ->31 ->0	120.84	0.00
7 = 0 ->76 ->164 ->128 ->136 ->198 ->124 ->18 ->0	222.32	131.13
8 = 0 ->59 ->170 ->57 ->81 ->113 ->117 ->89 ->12 ->68 ->32 ->0	195.03	598.67
9 = 0 ->36 ->197 ->167 ->2 ->135 ->123 ->60 ->161 ->52 ->0	124.96	943.36
10 = 0 ->13 ->101 ->189 ->64 ->148 ->176 ->3 ->140 ->0	195.61	136.83
11 = 0 ->192 ->115 ->98 ->102 ->122 ->74 ->19 ->154 ->0	181.53	0.00
12 = 0 ->26 ->94 ->75 ->121 ->134 ->139 ->168 ->38 ->43 ->0	263.63	103.44
13 = 0 ->92 ->200 ->174 ->58 ->50 ->84 ->131 ->0	95.94	2179.30
14 = 0 ->53 ->169 ->133 ->166 ->29 ->61 ->119 ->96 ->0	69.06	3230.74
15 = 0 ->114 ->23 ->95 ->80 ->10 ->195 ->63 ->0	84.14	1286.63
16 = 0 ->88 ->194 ->39 ->184 ->82 ->151 ->66 ->181 ->0	148.26	0.00
17 = 0 ->137 ->42 ->185 ->27 ->153 ->86 ->110 ->0	235.41	0.00
18 = 0 ->51 ->177 ->141 ->25 ->106 ->116 ->0	184.68	434.92
19 = 0 ->100 ->41 ->24 ->99 ->183 ->126 ->199 ->0	176.09	0.00
20 = 0 ->7 ->4 ->65 ->118 ->175 ->158 ->35 ->0	60.71	3385.13
21 = 0 ->146 ->152 ->46 ->54 ->160 ->142 ->90 ->191 ->0	137.41	0.00
22 = 0 ->186 ->138 ->127 ->6 ->20 ->155 ->0	70.93	2120.25
23 = 0 ->193 ->120 ->49 ->11 ->77 ->21 ->0	161.70	742.81
24 = 0 ->44 ->103 ->33 ->112 ->67 ->125 ->0	93.29	300.73
25 = 0 ->172 ->93 ->17 ->171 ->62 ->0	214.96	0.00
26 = 0 ->14 ->108 ->56 ->69 ->22 ->190 ->0	218.98	718.81
27 = 0 ->79 ->15 ->47 ->156 ->157 ->107 ->163 ->0	96.19	2783.63
<b>TOTAL</b>	<b>3992.5</b>	<b>19096.4</b>
Caso de prueba: UK-200-05		
1 = 0->195 ->134 ->118 ->154 ->11 ->138 ->0	130.64	1402.51
2 = 0 ->153 ->62 ->63 ->178 ->155 ->27 ->121 ->0	238.45	0.00
3 = 0 ->160 ->112 ->103 ->46 ->119 ->200 ->0	136.48	533.58
4 = 0 ->185 ->56 ->198 ->146 ->61 ->109 ->95 ->0	105.12	2611.17
5 = 0 ->104 ->32 ->186 ->180 ->75 ->140 ->117 ->92 ->165 ->156 ->0	193.69	2143.10
6 = 0 ->85 ->161 ->98 ->5 ->184 ->125 ->47 ->0	222.28	0.00
7 = 0 ->55 ->144 ->36 ->148 ->177 ->49 ->181 ->6 ->166 ->0	208.00	1191.68
8 = 0 ->131 ->43 ->15 ->106 ->48 ->45 ->39 ->0	105.69	0.00
9 = 0 ->193 ->194 ->83 ->76 ->163 ->86 ->38 ->18 ->28 ->0	249.77	0.00
10 = 0 ->8 ->73 ->21 ->58 ->187 ->189 ->188 ->190 ->0	214.66	919.06
11 = 0 ->50 ->124 ->102 ->151 ->97 ->147 ->162 ->0	165.92	0.00
12 = 0 ->80 ->41 ->111 ->199 ->105 ->107 ->0	221.22	0.00
13 = 0 ->164 ->65 ->26 ->31 ->29 ->176 ->191 ->0	202.89	0.00
14 = 0 ->123 ->101 ->135 ->20 ->57 ->167 ->12 ->0	111.43	2450.07
15 = 0 ->64 ->133 ->94 ->120 ->30 ->110 ->113 ->0	200.88	0.00
16 = 0 ->81 ->66 ->7 ->91 ->40 ->68 ->0	200.00	42.73

- - - - - Continúa en la página siguiente - - - - -

Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
17 = 0 ->170 ->136 ->114 ->42 ->19 ->33 ->9 ->175 ->0	126.07	1000.01
18 = 0 ->74 ->192 ->35 ->128 ->93 ->52 ->0	234.46	0.00
19 = 0 ->150 ->159 ->44 ->34 ->174 ->88 ->24 ->54 ->149 ->0	267.40	0.00
20 = 0 ->169 ->171 ->67 ->130 ->16 ->122 ->179 ->127 ->3 ->0	130.03	2373.06
21 = 0 ->143 ->99 ->78 ->72 ->1 ->108 ->0	193.02	3025.27
22 = 0 ->70 ->115 ->90 ->22 ->183 ->96 ->157 ->0	112.67	0.00
23 = 0 ->137 ->25 ->196 ->141 ->10 ->37 ->100 ->0	178.53	1041.30
24 = 0 ->116 ->82 ->152 ->168 ->142 ->84 ->158 ->0	246.83	153.17
25 = 0 ->4 ->17 ->129 ->2 ->126 ->197 ->182 ->77 ->172 ->0	101.88	2250.61
26 = 0 ->59 ->145 ->69 ->23 ->60 ->71 ->132 ->89 ->87 ->139 ->0	179.46	1751.49
27 = 0 ->79 ->53 ->173 ->51 ->13 ->14 ->0	108.16	1540.09
<b>TOTAL</b>	<b>4785.6</b>	<b>24428.9</b>
Caso de prueba: UK-200-06		
1 = 0 ->76 ->35 ->142 ->74 ->153 ->117 ->146 ->148 ->107 ->0	82.84	2030.94
2 = 0 ->168 ->171 ->38 ->156 ->184 ->61 ->0	171.00	1209.25
3 = 0 ->100 ->167 ->68 ->32 ->155 ->41 ->5 ->0	113.56	2909.27
4 = 0 ->82 ->86 ->197 ->180 ->69 ->18 ->130 ->144 ->65 ->0	220.69	0.00
5 = 0 ->71 ->4 ->161 ->90 ->165 ->128 ->59 ->0	251.99	0.00
6 = 0 ->120 ->37 ->119 ->192 ->51 ->139 ->75 ->0	159.50	231.36
7 = 0 ->84 ->53 ->49 ->6 ->89 ->111 ->160 ->121 ->137 ->12 ->0	207.78	0.00
8 = 0 ->174 ->177 ->13 ->55 ->170 ->79 ->67 ->126 ->0	85.46	1829.07
9 = 0 ->22 ->151 ->122 ->176 ->17 ->9 ->0	140.17	2688.19
10 = 0 ->92 ->27 ->166 ->16 ->135 ->0	120.73	0.00
11 = 0 ->116 ->26 ->191 ->88 ->104 ->2 ->108 ->0	201.95	1299.33
12 = 0 ->33 ->11 ->159 ->123 ->80 ->45 ->10 ->0	139.20	2306.19
13 = 0 ->150 ->187 ->1 ->102 ->87 ->54 ->182 ->52 ->0	243.68	0.00
14 = 0 ->47 ->23 ->133 ->94 ->3 ->93 ->188 ->147 ->0	96.70	0.00
15 = 0 ->132 ->149 ->199 ->77 ->136 ->169 ->64 ->0	100.31	0.00
16 = 0 ->163 ->200 ->36 ->129 ->83 ->186 ->0	137.91	2263.31
17 = 0 ->181 ->72 ->98 ->14 ->162 ->73 ->56 ->145 ->48 ->158 ->0	199.99	858.55
18 = 0 ->40 ->62 ->30 ->58 ->103 ->196 ->152 ->0	80.62	1574.47
19 = 0 ->46 ->60 ->141 ->81 ->198 ->193 ->183 ->0	100.39	0.00
20 = 0 ->101 ->105 ->39 ->109 ->118 ->189 ->127 ->0	60.19	3475.45
21 = 0 ->138 ->85 ->175 ->114 ->66 ->28 ->0	185.31	1004.79
22 = 0 ->57 ->70 ->113 ->34 ->157 ->125 ->25 ->112 ->179 ->173 ->0	136.44	2252.79
23 = 0 ->8 ->99 ->19 ->63 ->134 ->143 ->195 ->0	137.96	402.89
24 = 0 ->44 ->154 ->172 ->178 ->21 ->97 ->0	71.35	3535.53
25 = 0 ->20 ->15 ->140 ->95 ->50 ->124 ->78 ->110 ->164 ->0	161.30	2681.17
26 = 0 ->131 ->42 ->115 ->43 ->91 ->31 ->0	199.06	0.00
27 = 0 ->185 ->106 ->24 ->194 ->96 ->29 ->190 ->7 ->0	91.56	3471.21

- - - - - Continúa en la página siguiente - - - - -



Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
<b>TOTAL</b>	<b>3897.6</b>	<b>36023.7</b>
Caso de prueba: UK-200-10		
1 = 0 ->90 ->45 ->40 ->95 ->4 ->176 ->106 ->0	241.45	0.00
2 = 0 ->107 ->187 ->48 ->196 ->92 ->136 ->77 ->62 ->0	114.33	1733.60
3 = 0 ->27 ->89 ->198 ->179 ->114 ->76 ->104 ->56 ->0	208.94	0.00
4 = 0 ->108 ->20 ->102 ->71 ->137 ->160 ->0	143.14	1711.17
5 = 0 ->156 ->127 ->115 ->87 ->139 ->138 ->105 ->0	135.60	214.18
6 = 0 ->133 ->29 ->143 ->199 ->46 ->0	123.88	1216.58
7 = 0 ->61 ->120 ->88 ->16 ->25 ->117 ->19 ->22 ->65 ->0	144.32	2002.41
8 = 0 ->100 ->44 ->80 ->123 ->122 ->195 ->0	206.09	0.00
9 = 0 ->171 ->8 ->145 ->149 ->33 ->57 ->151 ->0	211.39	0.00
10 = 0 ->94 ->153 ->67 ->170 ->134 ->38 ->14 ->91 ->0	168.21	1240.68
11 = 0 ->37 ->189 ->82 ->96 ->152 ->23 ->64 ->0	101.66	1004.34
12 = 0 ->41 ->111 ->42 ->85 ->185 ->158 ->43 ->193 ->0	165.63	0.00
13 = 0 ->30 ->34 ->74 ->2 ->130 ->6 ->140 ->166 ->0	238.04	7.49
14 = 0 ->181 ->119 ->70 ->177 ->194 ->84 ->0	131.70	2304.21
15 = 0 ->184 ->155 ->31 ->141 ->150 ->109 ->159 ->66 ->0	190.80	2119.29
16 = 0 ->60 ->12 ->147 ->167 ->163 ->63 ->98 ->0	123.30	626.36
17 = 0 ->10 ->125 ->112 ->26 ->54 ->75 ->72 ->0	183.12	368.17
18 = 0 ->69 ->68 ->7 ->169 ->11 ->101 ->165 ->182 ->59 ->0	225.96	569.09
19 = 0 ->161 ->93 ->148 ->83 ->128 ->186 ->200 ->0	238.97	424.85
20 = 0 ->79 ->190 ->168 ->162 ->21 ->135 ->24 ->144 ->0	175.87	0.00
21 = 0 ->188 ->110 ->113 ->154 ->1 ->73 ->55 ->129 ->175 ->86 ->0	221.19	1742.03
22 = 0 ->5 ->17 ->197 ->3 ->174 ->116 ->36 ->0	195.16	975.01
23 = 0 ->28 ->142 ->50 ->192 ->18 ->180 ->124 ->0	234.43	0.00
24 = 0 ->183 ->132 ->13 ->172 ->146 ->49 ->78 ->121 ->99 ->0	242.25	641.64
25 = 0 ->9 ->164 ->178 ->97 ->52 ->35 ->0	79.39	286.11
26 = 0 ->118 ->157 ->131 ->39 ->191 ->103 ->81 ->0	180.54	559.08
27 = 0 ->51 ->53 ->126 ->15 ->173 ->32 ->58 ->47 ->0	145.50	474.64
<b>TOTAL</b>	<b>4770.8</b>	<b>20220.9</b>
Caso de prueba: UK-200-13		
1 = 0 ->149 ->198 ->185 ->28 ->129 ->189 ->179 ->37 ->0	131.50	2555.28
2 = 0 ->191 ->131 ->174 ->93 ->0	132.58	0.00
3 = 0 ->17 ->82 ->144 ->95 ->154 ->60 ->48 ->0	175.18	543.98
4 = 0 ->153 ->116 ->199 ->75 ->186 ->51 ->56 ->0	55.19	922.87
5 = 0 ->193 ->200 ->39 ->72 ->24 ->62 ->0	100.81	1630.41
6 = 0 ->127 ->42 ->26 ->148 ->44 ->196 ->117 ->139 ->0	175.84	0.00
7 = 0 ->89 ->29 ->143 ->107 ->157 ->113 ->137 ->0	177.86	0.00
8 = 0 ->70 ->9 ->57 ->69 ->181 ->49 ->45 ->0	50.59	2862.08
9 = 0 ->120 ->20 ->25 ->50 ->15 ->94 ->121 ->35 ->0	125.40	167.01

- - - - - Continúa en la página siguiente - - - - -

Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
10 = 0 ->10 ->92 ->12 ->65 ->21 ->41 ->11 ->165 ->128 ->0	250.91	2201.57
11 = 0 ->67 ->162 ->85 ->73 ->7 ->119 ->164 ->161 ->103 ->0	201.39	0.00
12 = 0 ->5 ->38 ->36 ->88 ->63 ->194 ->188 ->0	205.17	0.00
13 = 0 ->141 ->169 ->18 ->87 ->105 ->175 ->187 ->0	177.98	0.00
14 = 0 ->180 ->115 ->138 ->132 ->58 ->99 ->0	180.19	0.00
15 = 0 ->40 ->8 ->170 ->22 ->102 ->100 ->74 ->0	200.44	0.00
16 = 0 ->122 ->83 ->150 ->163 ->1 ->52 ->104 ->0	225.95	911.47
17 = 0 ->125 ->98 ->79 ->159 ->34 ->68 ->158 ->171 ->124 ->86 ->0	252.47	102.20
18 = 0 ->27 ->108 ->16 ->183 ->106 ->123 ->195 ->6 ->0	105.35	180.17
19 = 0 ->173 ->61 ->14 ->172 ->4 ->152 ->192 ->151 ->0	153.14	3963.25
20 = 0 ->133 ->142 ->2 ->156 ->55 ->96 ->32 ->178 ->190 ->0	200.68	2798.42
21 = 0 ->118 ->97 ->76 ->109 ->112 ->197 ->23 ->0	252.82	0.00
22 = 0 ->43 ->140 ->13 ->90 ->19 ->3 ->184 ->0	175.18	351.13
23 = 0 ->91 ->71 ->166 ->77 ->46 ->160 ->176 ->80 ->0	225.45	38.50
24 = 0 ->114 ->168 ->145 ->30 ->126 ->66 ->147 ->111 ->54 ->110 ->0	253.77	0.00
25 = 0 ->53 ->136 ->78 ->0	58.00	3185.10
26 = 0 ->134 ->182 ->33 ->167 ->64 ->81 ->84 ->0	225.12	1195.06
27 = 0 ->101 ->47 ->146 ->59 ->31 ->155 ->177 ->135 ->130 ->0	152.72	1342.71
<b>TOTAL</b>	<b>4621.7</b>	<b>24951.2</b>
Caso de prueba: UK-200-14		
1 = 0 ->53 ->61 ->68 ->41 ->190 ->175 ->121 ->81 ->0	166.37	560.16
2 = 0 ->147 ->165 ->142 ->137 ->77 ->191 ->30 ->176 ->60 ->83 ->55 ->0	232.52	3161.69
3 = 0 ->34 ->160 ->156 ->182 ->48 ->122 ->0	232.27	0.00
4 = 0 ->168 ->72 ->58 ->148 ->71 ->15 ->80 ->23 ->0	197.82	3152.67
5 = 0 ->98 ->131 ->132 ->82 ->63 ->180 ->39 ->130 ->0	116.56	0.00
6 = 0 ->174 ->114 ->198 ->37 ->56 ->36 ->103 ->149 ->0	119.54	2513.80
7 = 0 ->138 ->104 ->102 ->161 ->75 ->69 ->0	228.35	0.00
8 = 0 ->185 ->186 ->22 ->115 ->65 ->12 ->99 ->0	219.30	0.00
9 = 0 ->151 ->66 ->192 ->7 ->145 ->194 ->173 ->92 ->0	120.87	3566.52
10 = 0 ->86 ->19 ->13 ->17 ->110 ->74 ->84 ->64 ->109 ->0	226.64	1644.16
11 = 0 ->29 ->153 ->10 ->100 ->181 ->67 ->21 ->0	262.16	0.00
12 = 0 ->157 ->111 ->177 ->162 ->47 ->76 ->51 ->0	179.98	1342.35
13 = 0 ->44 ->73 ->14 ->135 ->18 ->38 ->87 ->6 ->150 ->0	193.26	1237.17
14 = 0 ->11 ->32 ->27 ->90 ->118 ->136 ->169 ->158 ->0	145.42	1316.41
15 = 0 ->124 ->94 ->184 ->91 ->146 ->96 ->189 ->0	69.94	1285.75
16 = 0 ->4 ->179 ->20 ->183 ->101 ->35 ->0	133.44	1565.79
17 = 0 ->106 ->125 ->172 ->141 ->97 ->126 ->108 ->187 ->127 ->0	130.73	337.35
18 = 0 ->123 ->45 ->88 ->143 ->70 ->197 ->0	127.85	87.87
19 = 0 ->9 ->54 ->119 ->42 ->57 ->0	123.19	0.00
20 = 0 ->26 ->196 ->52 ->107 ->129 ->85 ->155 ->0	106.30	1925.61

- - - - - Continúa en la página siguiente - - - - -

Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
21 = 0 ->59 ->164 ->178 ->159 ->134 ->139 ->170 ->0	176.19	0.00
22 = 0 ->46 ->117 ->95 ->200 ->154 ->24 ->8 ->0	138.62	0.00
23 = 0 ->116 ->152 ->1 ->43 ->105 ->89 ->93 ->0	151.44	730.03
24 = 0 ->31 ->112 ->25 ->16 ->171 ->3 ->0	75.12	2005.07
25 = 0 ->195 ->113 ->5 ->167 ->120 ->199 ->144 ->193 ->0	140.42	201.10
26 = 0 ->78 ->140 ->188 ->40 ->128 ->49 ->28 ->2 ->0	207.80	1446.81
27 = 0 ->166 ->163 ->133 ->33 ->50 ->62 ->79 ->0	101.32	929.35
<b>TOTAL</b>	<b>4323.4</b>	<b>29009.7</b>

## Caso de prueba: UK-200-15

1 = 0 ->187 ->9 ->114 ->32 ->125 ->30 ->41 ->27 ->13 ->0	175.96	0.00
2 = 0 ->77 ->155 ->177 ->37 ->52 ->64 ->162 ->143 ->0	203.43	0.00
3 = 0 ->34 ->190 ->26 ->16 ->91 ->141 ->75 ->128 ->0	205.72	0.00
4 = 0 ->153 ->99 ->48 ->178 ->124 ->5 ->175 ->159 ->0	225.83	53.10
5 = 0 ->21 ->106 ->65 ->200 ->46 ->0	106.20	1432.09
6 = 0 ->42 ->132 ->167 ->137 ->53 ->90 ->180 ->0	150.20	0.00
7 = 0 ->113 ->2 ->170 ->198 ->19 ->62 ->56 ->103 ->0	253.13	1510.96
8 = 0 ->131 ->69 ->100 ->151 ->51 ->139 ->0	179.18	338.46
9 = 0 ->86 ->73 ->85 ->126 ->45 ->188 ->23 ->118 ->0	100.86	0.00
10 = 0 ->80 ->158 ->12 ->84 ->179 ->8 ->60 ->182 ->0	255.92	351.59
11 = 0 ->136 ->98 ->18 ->70 ->94 ->67 ->10 ->104 ->0	178.17	0.00
12 = 0 ->135 ->157 ->147 ->199 ->191 ->185 ->39 ->0	227.43	536.77
13 = 0 ->120 ->31 ->108 ->173 ->186 ->192 ->36 ->63 ->29 ->0	128.15	0.00
14 = 0 ->105 ->54 ->164 ->111 ->102 ->1 ->0	107.72	0.00
15 = 0 ->59 ->35 ->130 ->119 ->144 ->93 ->134 ->83 ->0	227.58	808.84
16 = 0 ->172 ->193 ->165 ->4 ->145 ->96 ->149 ->44 ->3 ->138 ->0	230.98	0.00
17 = 0 ->171 ->6 ->14 ->161 ->25 ->194 ->0	133.12	0.00
18 = 0 ->183 ->15 ->81 ->43 ->142 ->152 ->129 ->55 ->0	208.78	1040.92
19 = 0 ->112 ->89 ->66 ->20 ->163 ->181 ->22 ->0	65.61	2559.58
20 = 0 ->101 ->110 ->133 ->174 ->82 ->122 ->92 ->0	129.25	2174.79
21 = 0 ->87 ->146 ->97 ->68 ->57 ->123 ->28 ->166 ->95 ->0	180.84	931.80
22 = 0 ->38 ->78 ->169 ->160 ->76 ->49 ->0	130.20	1120.20
23 = 0 ->47 ->127 ->197 ->33 ->117 ->11 ->154 ->7 ->168 ->0	208.49	0.00
24 = 0 ->189 ->72 ->61 ->40 ->17 ->115 ->79 ->0	150.88	232.04
25 = 0 ->140 ->195 ->50 ->107 ->88 ->176 ->74 ->184 ->0	80.10	402.94
26 = 0 ->156 ->24 ->150 ->109 ->0	50.24	291.20
27 = 0 ->58 ->148 ->196 ->71 ->116 ->121 ->0	227.54	0.00
<b>TOTAL</b>	<b>4521.50</b>	<b>13785.25</b>

## Caso de prueba: UK-200-16

1 = 0 ->142 ->100 ->114 ->5 ->192 ->115 ->49 ->38 ->138 ->0	141.00	0.00
2 = 0 ->197 ->82 ->94 ->127 ->61 ->198 ->166 ->113 ->0	183.45	814.64

- - - - - Continúa en la página siguiente - - - - -

Número de vehículo con su ruta	$f(1)$	$f(2)$
3 = 0 ->64 ->180 ->2 ->102 ->145 ->37 ->174 ->200 ->163 ->0	174.03	0.00
4 = 0 ->181 ->32 ->59 ->156 ->66 ->146 ->47 ->0	164.58	494.96
5 = 0 ->69 ->120 ->84 ->194 ->179 ->3 ->0	187.08	0.00
6 = 0 ->172 ->111 ->86 ->96 ->23 ->60 ->125 ->0 / 187.81	0.00	
7 = 0 ->168 ->6 ->29 ->33 ->13 ->112 ->16 ->0	198.45	0.00
8 = 0 ->25 ->40 ->149 ->36 ->144 ->39 ->75 ->19 ->103 ->0	214.05	0.00
9 = 0 ->141 ->178 ->199 ->44 ->165 ->34 ->85 ->148 ->0	112.36	1567.90
10 = 0 ->137 ->117 ->31 ->4 ->22 ->68 ->0	231.20	1658.34
11 = 0 ->89 ->190 ->191 ->152 ->63 ->80 ->135 ->0	122.22	0.00
12 = 0 ->134 ->71 ->154 ->41 ->11 ->42 ->0	74.67	2224.98
13 = 0 ->90 ->195 ->147 ->76 ->193 ->157 ->186 ->0	153.02	0.00
14 = 0 ->46 ->121 ->185 ->155 ->95 ->55 ->0	111.57	0.00
15 = 0 ->118 ->24 ->130 ->77 ->73 ->109 ->119 ->91 ->0	159.39	1592.19
16 = 0 ->27 ->150 ->170 ->176 ->43 ->160 ->161 ->159 ->0	101.90	3316.33
17 = 0 ->58 ->110 ->74 ->14 ->65 ->131 ->70 ->97 ->105 ->0	214.91	615.00
18 = 0 ->92 ->30 ->122 ->129 ->18 ->189 ->126 ->123 ->0	67.12	2727.40
19 = 0 ->78 ->81 ->88 ->136 ->57 ->52 ->9 ->0	228.76	310.91
20 = 0 ->132 ->188 ->1 ->196 ->169 ->153 ->0	204.51	0.00
21 = 0 ->133 ->158 ->17 ->12 ->28 ->151 ->45 ->93 ->21 ->0	188.81	0.00
22 = 0 ->56 ->124 ->173 ->83 ->20 ->107 ->116 ->171 ->51 ->0	174.54	95.95
23 = 0 ->183 ->72 ->167 ->50 ->143 ->8 ->10 ->62 ->0	136.79	0.00
24 = 0 ->99 ->106 ->15 ->101 ->26 ->128 ->67 ->87 ->0	169.42	1365.34
25 = 0 ->104 ->7 ->139 ->140 ->182 ->79 ->0	84.99	1165.24
26 = 0 ->184 ->177 ->48 ->175 ->0	71.25	237.53
27 = 0 ->187 ->162 ->98 ->108 ->35 ->164 ->53 ->54 ->0	158.61	1489.79
<b>TOTAL</b>	<b>4216.48</b>	<b>19676.51</b>

1

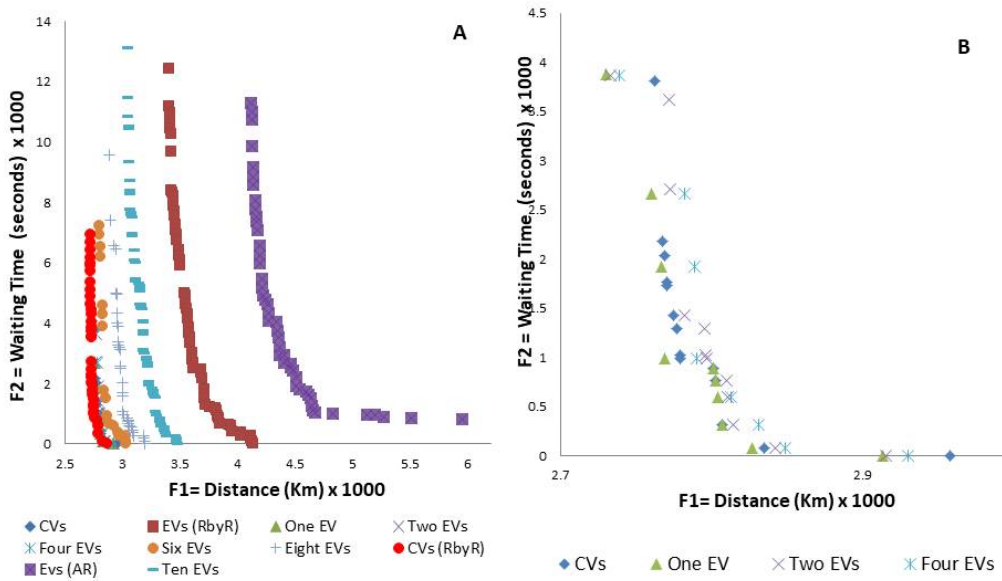
<sup>1</sup> $f(1)$  = Distancia total de trayectoria y  $f(2)$  Tiempo total de espera al llegar al cliente antes del tiempo inicial de su ventana de servicio.

# Anexos D

## Soluciones del E-VRPTWMF resuelto con MOEA/D

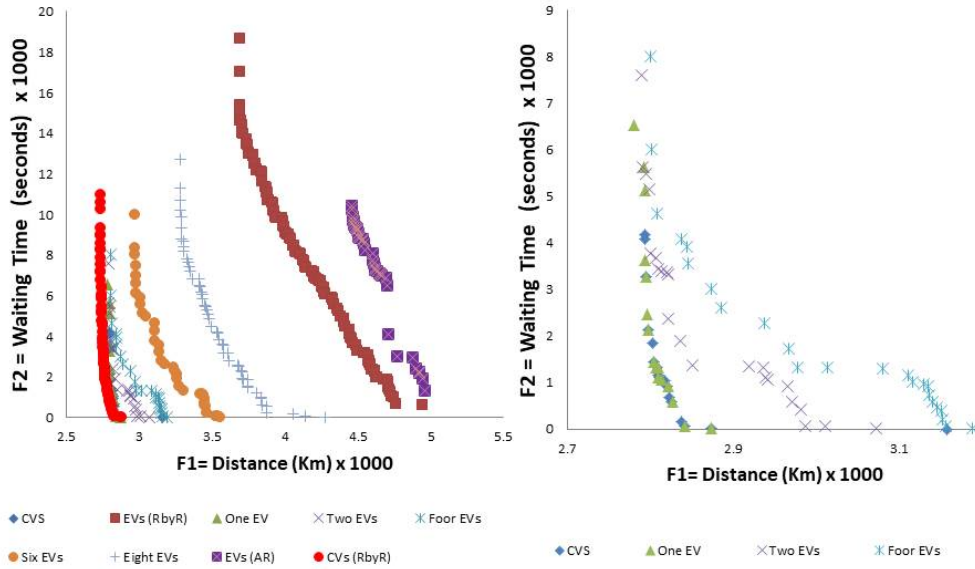
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-01	0.200	0.857	0.833	0.071	0.750	0.071	1.000	0.000	1.000	0.000		

14 Soluciones \_ 10(10/4) , 1(11/3), 2 (12/2), 1(13/1)



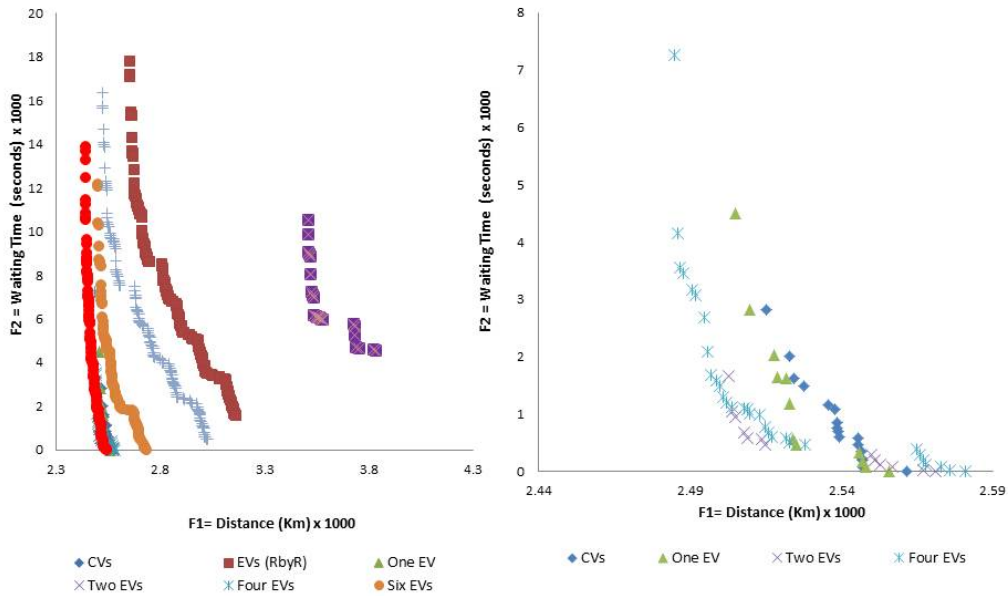
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-02	0.438	0.222	0.913	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000		

17 Soluciones \_ 10(9/5), 7(10/4)



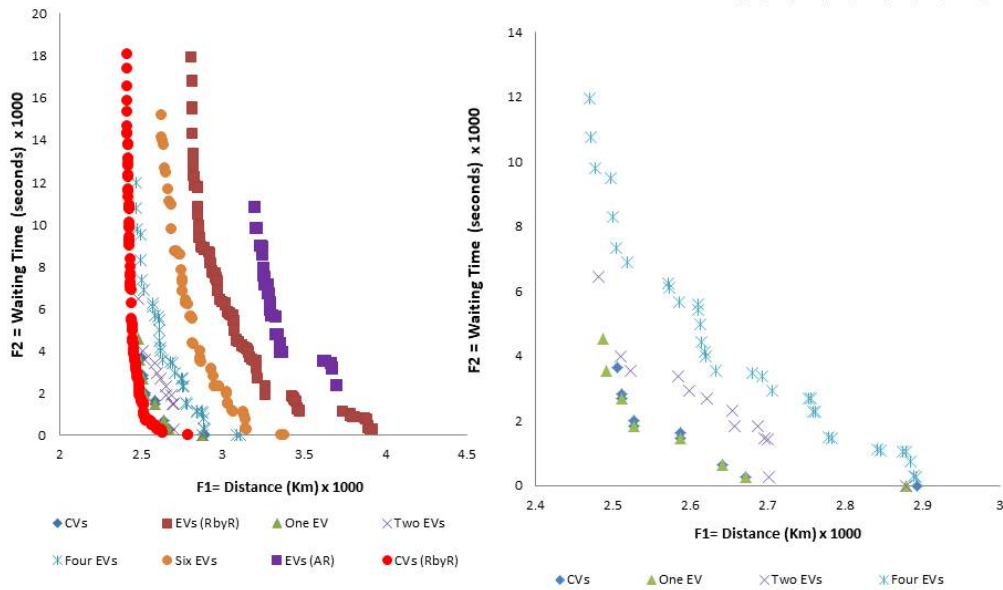
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-03	0.083	0.882	0.462	0.706	0.226	0.706	0.884	0.000	1.000	0.000		

17 Soluciones \_ 17(9/5)



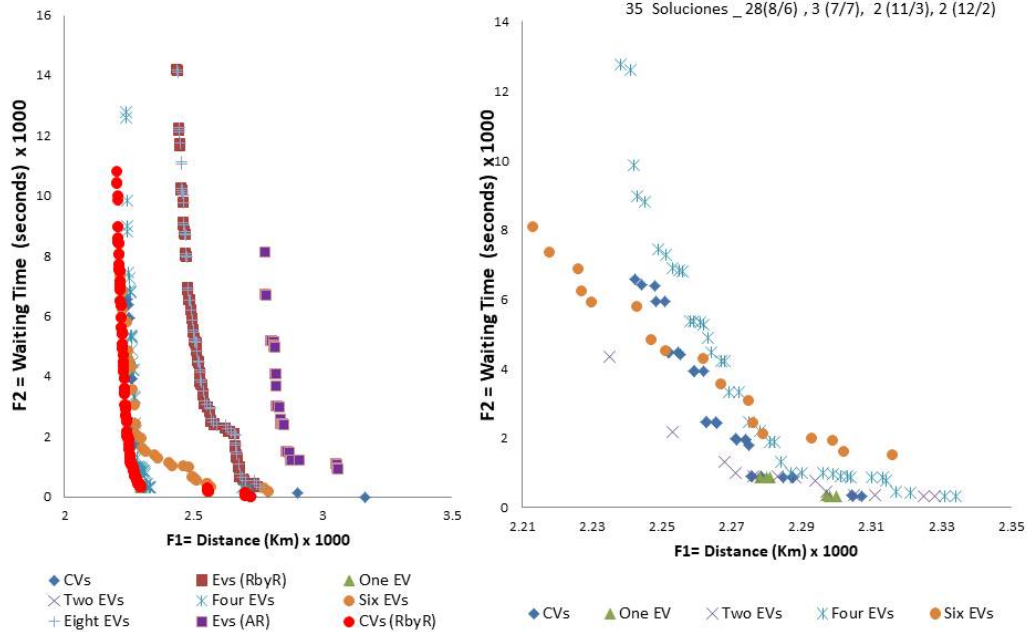
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-04	0.250	0.700	0.846	0.100	0.829	0.000	1.000	0.000				

10 Soluciones \_ 5(7/7) , 3 (8/6) , 1 (9/5) , 1 (10/4)

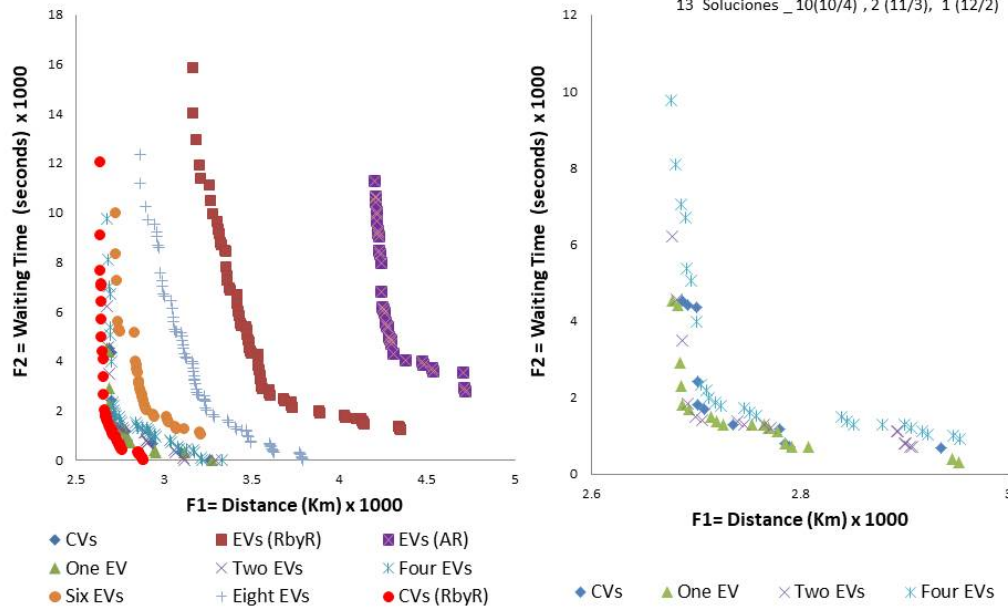


Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-05	0.000	0.943	0.533	0.629	0.860	0.429	0.758	0.143	1.000	0.000		

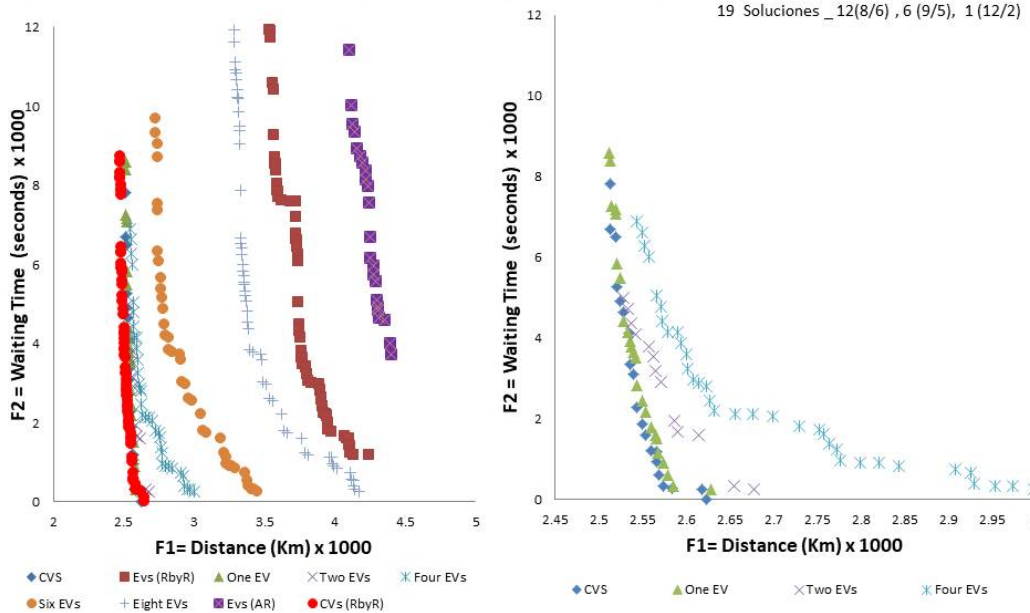
35 Soluciones \_ 28(8/6) , 3 (7/7) , 2 (11/3) , 2 (12/2)



Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-06	0.250	0.462	0.429	0.462	0.771	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000		



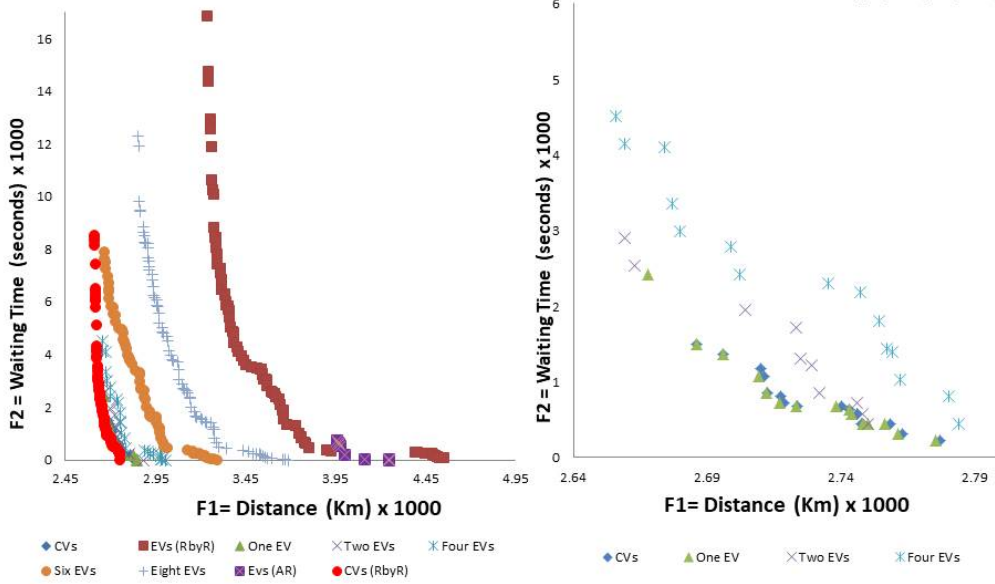
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-07	0.792	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000		





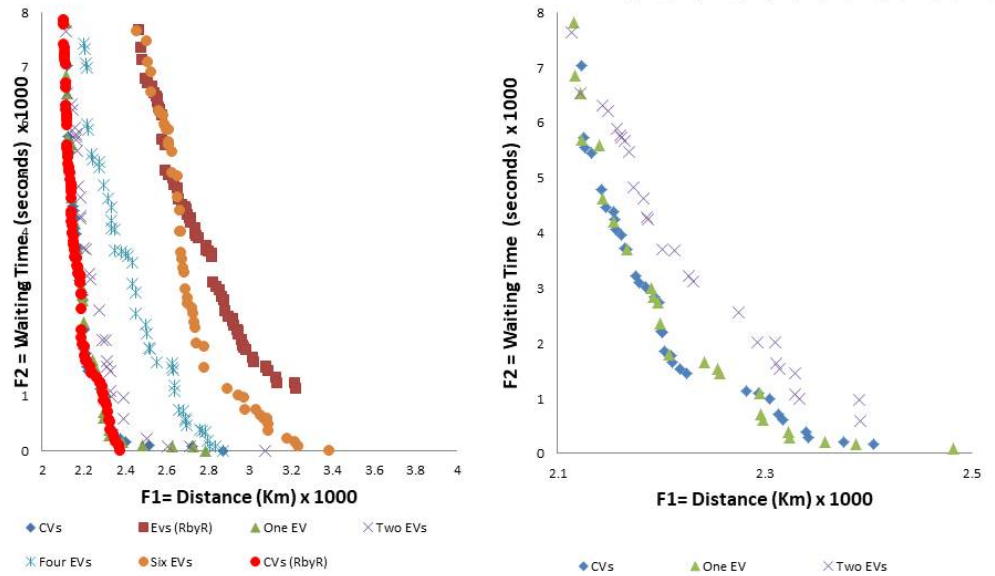
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-08	0.278	0.667	0.750	0.000	0.792	0.000	0.937	0.000	1.000	0.000		

18 Soluciones\_13(10/4) , 5 (11/3)



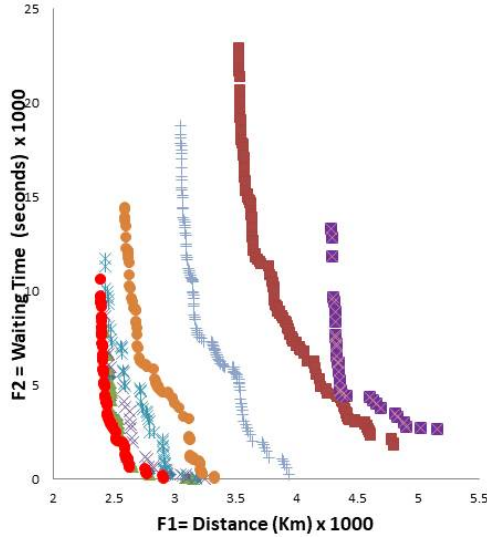
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-09	0.207	0.389	0.750	0.056	0.983	0.000	1.000	0.000				

36 Soluciones\_20 (5/9) , 11 (6/8) , 2 (7/7) , 1(8/6) , 1(9/5) , 1(11/3)

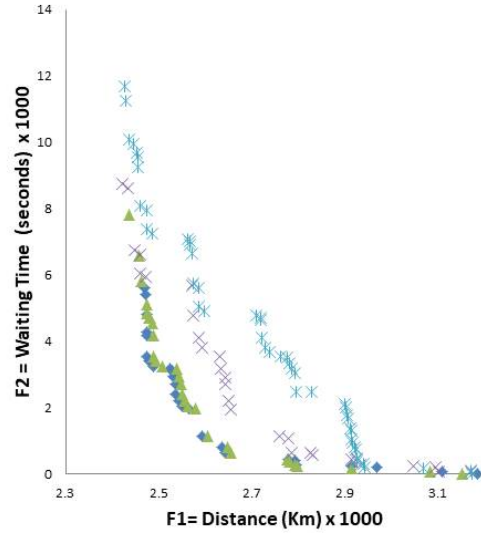


Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-10	0.655	0.222	0.793	0.000	0.776	0.074	1.000	0.000	1.000	0.000		

27 Soluciones\_1 (9/5), 20 (8/6), 3 (9/5), 1(10/4), 1(11/3), 1 (13/11)



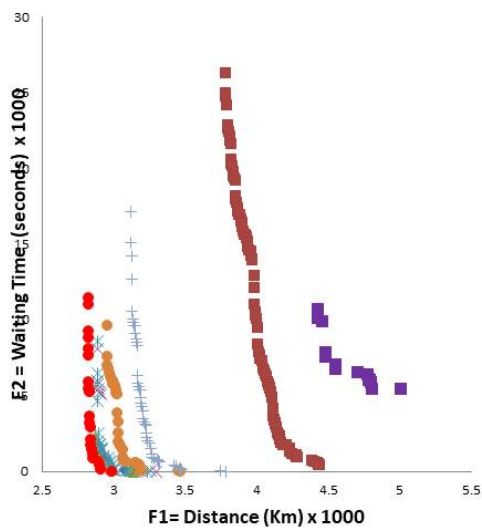
- ◆ CVs
- EVs (RbyR)
- ▲ One EV
- × Two EVs
- ✱ Four EVs
- Six EVs
- + Eight EVs
- EVs (AR)
- CVs (RbyR)



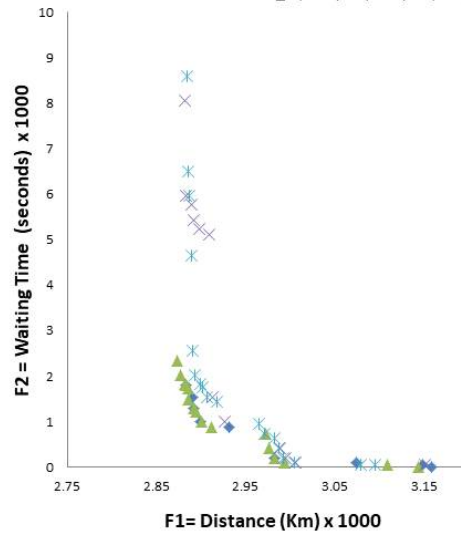
- ◆ CVs
- ▲ One EV
- × Two EVs
- ✱ Four EVs

Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-11	0.000	0.667	0.857	0.111	0.789	0.222	1.000	0.000	1.000	0.000		

9 Soluciones\_6(11/3), 2(12/2), 1 (13/1)



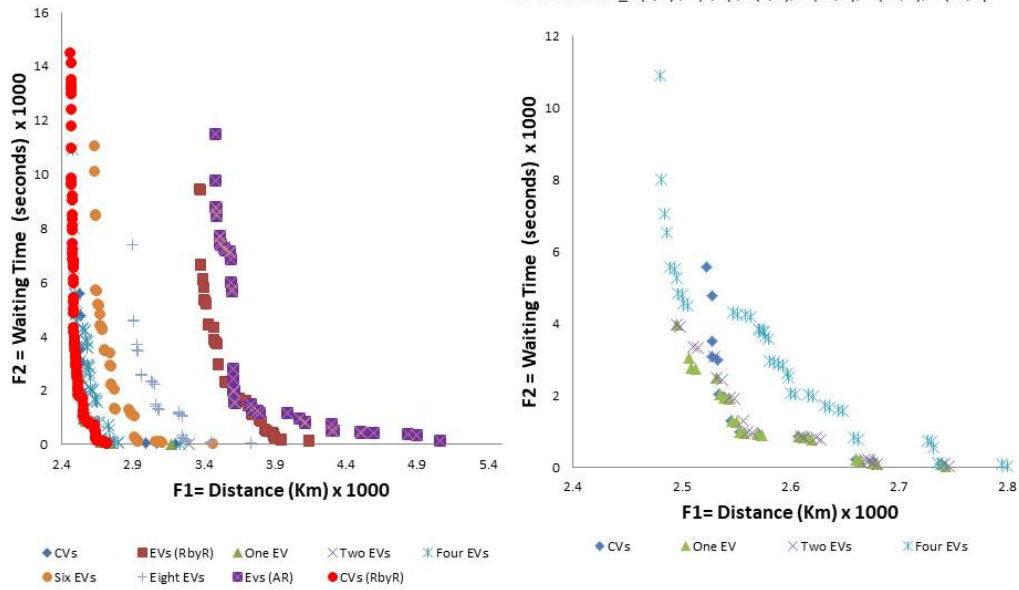
- ◆ CVs
- EVs (RbyR)
- ▲ One EV
- × Two EVs
- ✱ Four EVs
- Six EVs
- + Eight EVs
- CVs (RbyR)
- EVs (AR)



- ◆ CVs
- ▲ One EV
- × Two EVs
- ✱ Four EVs

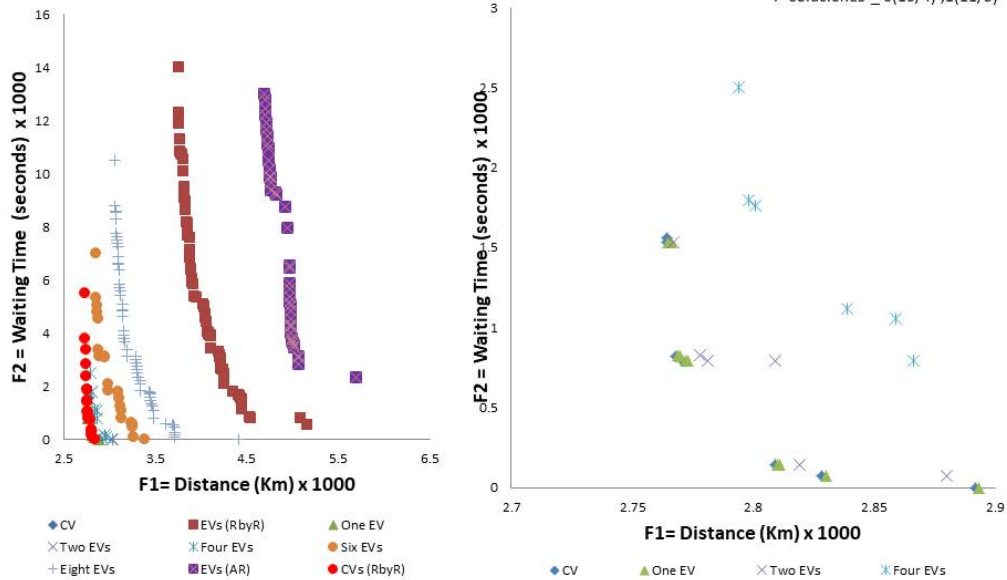
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-12	0.080	0.667	0.292	0.389	0.667	0.222	1.000	0.000	1.000	0.000		

18 Soluciones \_6(9/5) , 7(8/6) ,1 (7/7) , 1 (10/4) , 2 (12/2) , 1 (13/1)



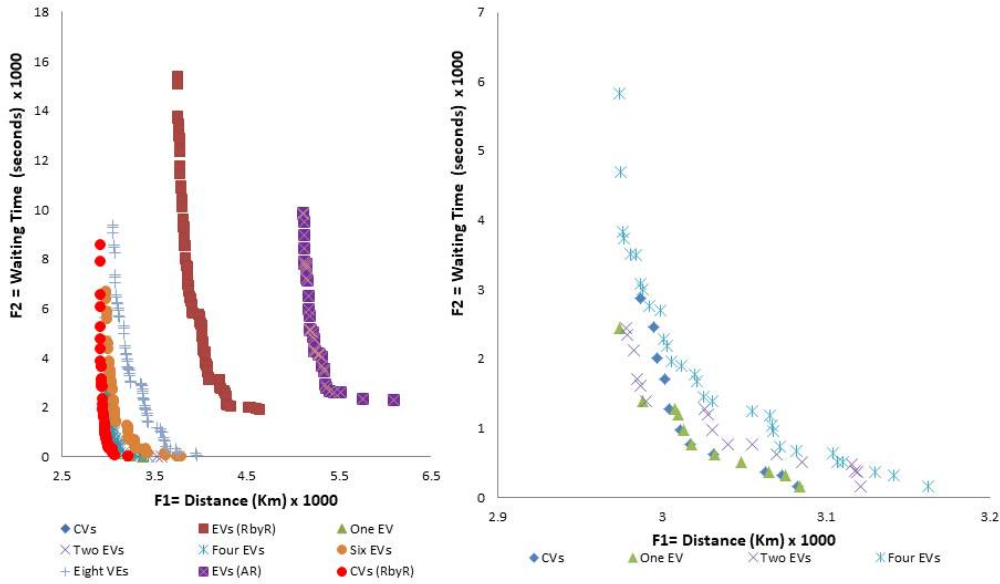
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-13	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000		

7 Soluciones \_6(10/4) ,1(11/3)



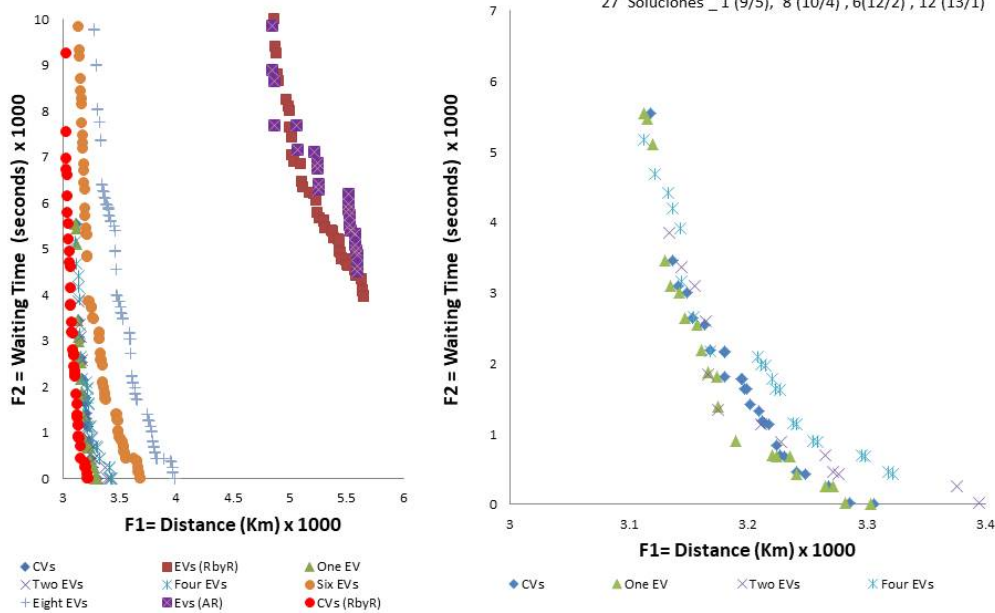
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-14	0.384	0.385	0.700	0.308	0.788	0.000	0.938	0.000	1.000	0.000		

13 Soluciones \_11(12/2) ,1(13/1) , 1(14/0)



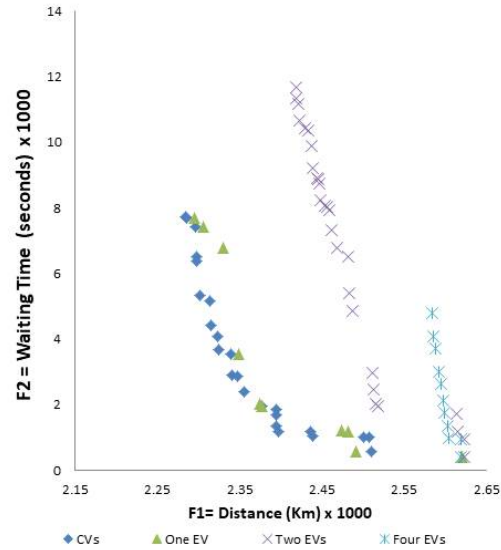
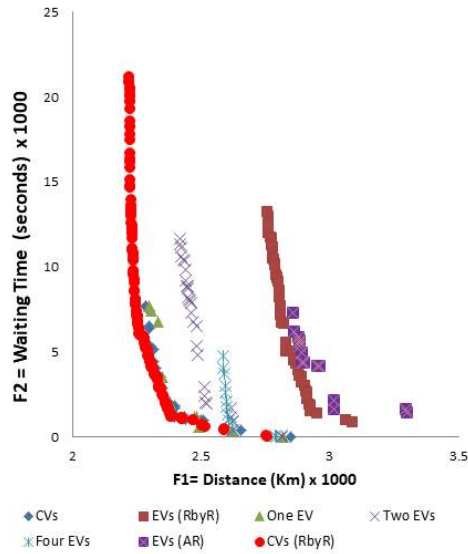
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-15	0.095	0.889	0.714	0.444	0.846	0.074	1.000	0.000	1.000	0.000		

27 Soluciones \_1 (9/5) , 8 (10/4) , 6(12/2) , 12 (13/1)



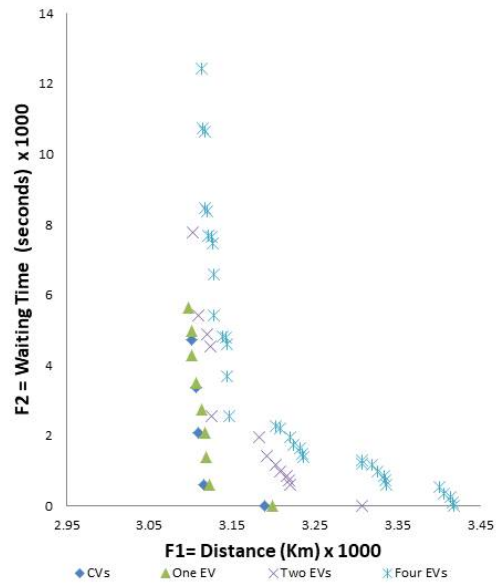
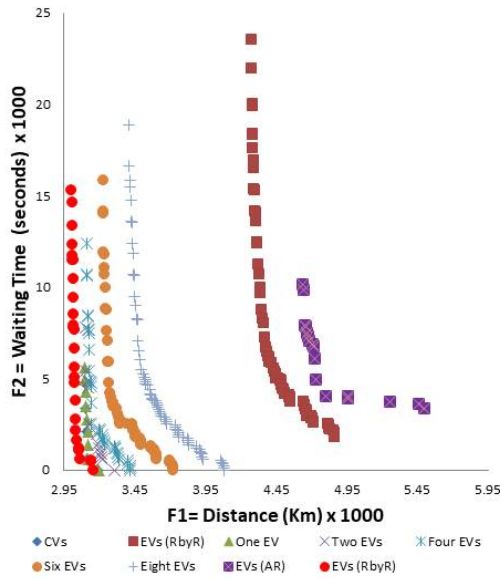
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-16	0.545	0.154	0.900	0.077	0.769	0.077						

26 Soluciones \_17 (4/11), 5(5/9), 2(6/8), 1(8/6), 1(9/5)



Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-17	0.667	0.200	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000		

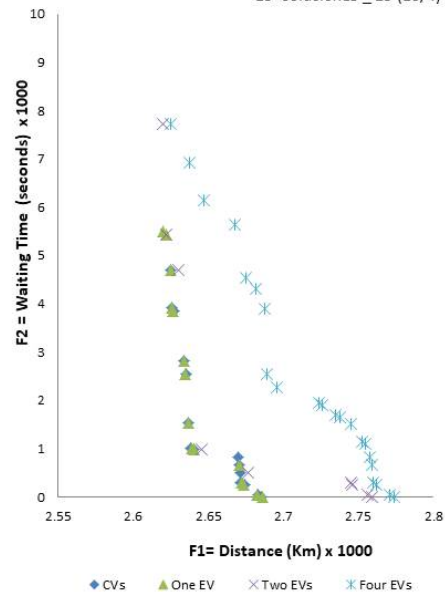
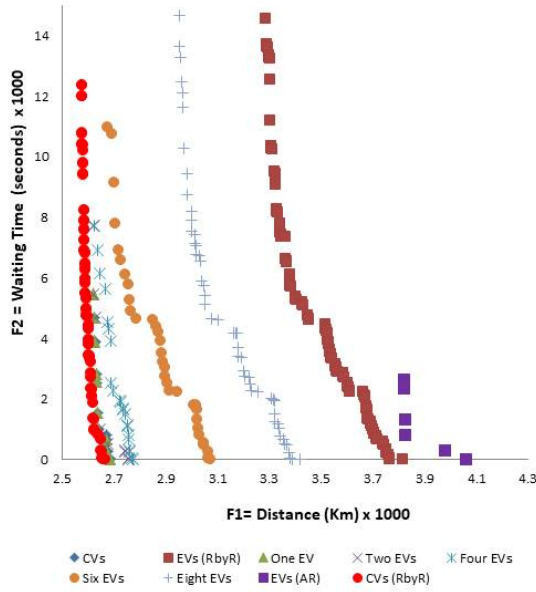
5 Soluciones \_4 (10/4), 1(9/5)





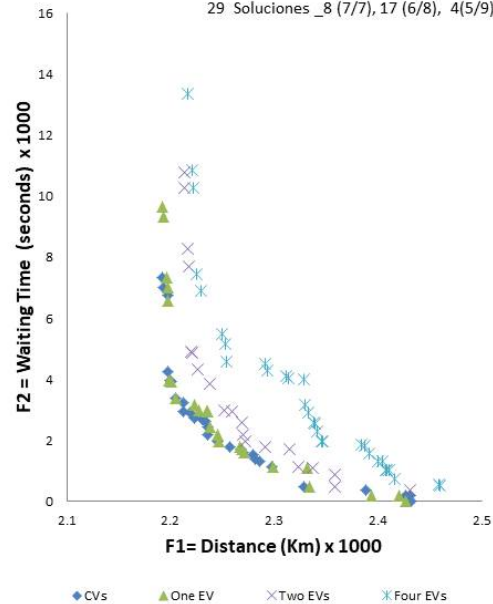
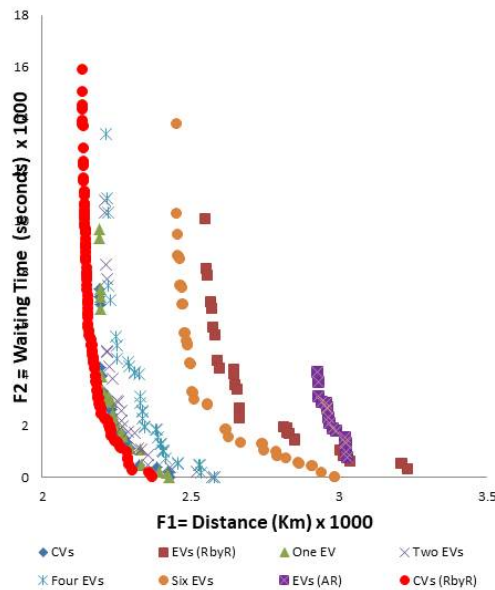
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-18	0.200	0.670	0.778	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000		

15 Soluciones\_15 (10/4)

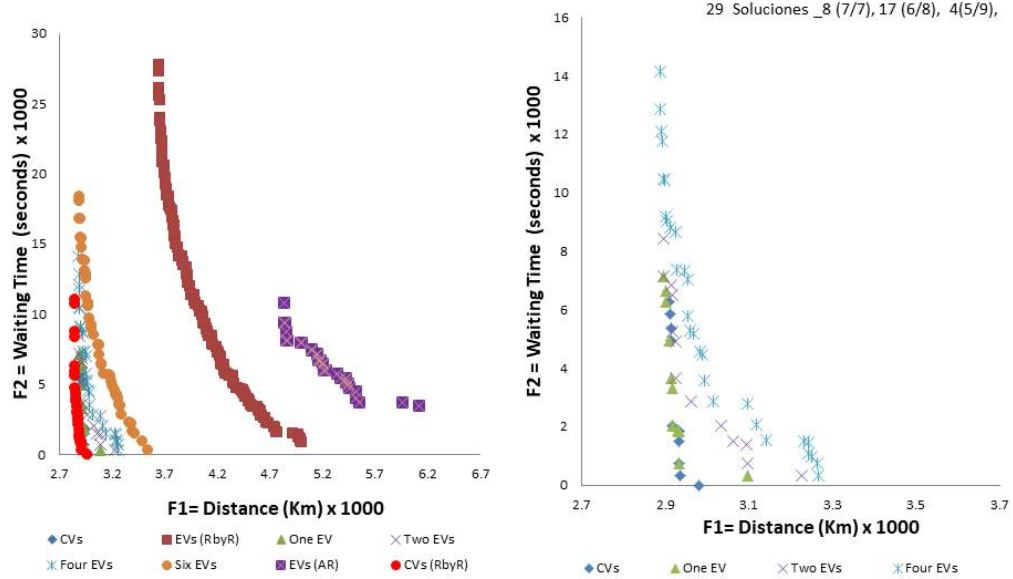


Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-19	0.791	0.172	0.864	0.103	1.000	0.000	1.000	0.000				

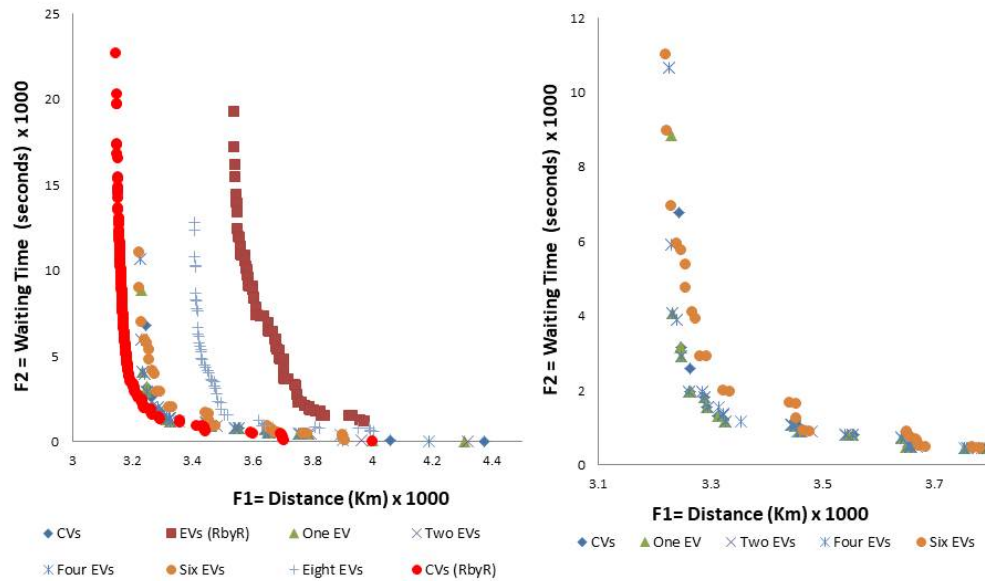
29 Soluciones\_8 (7/7), 17 (6/8), 4(5/9),



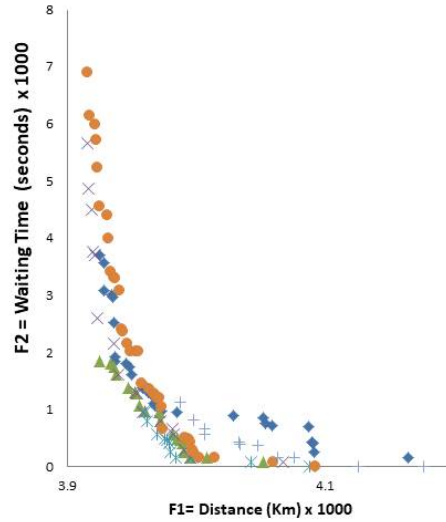
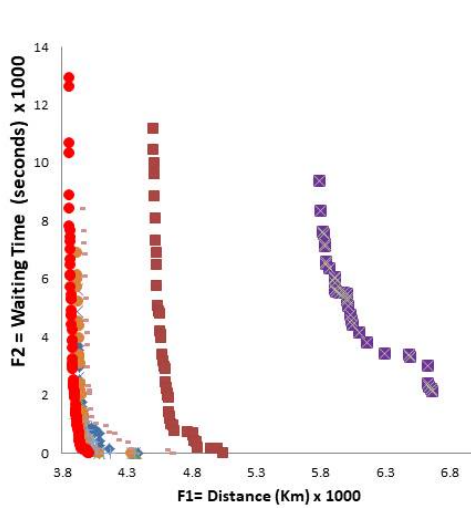
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-100-20	0.182	0.364	0.846	0.000	0.724	0.000	0.881	0.000				



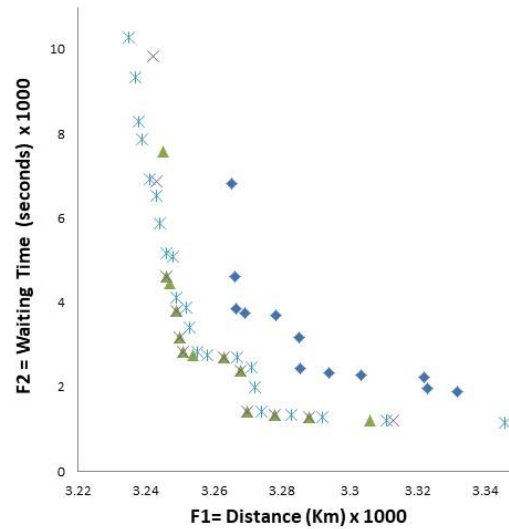
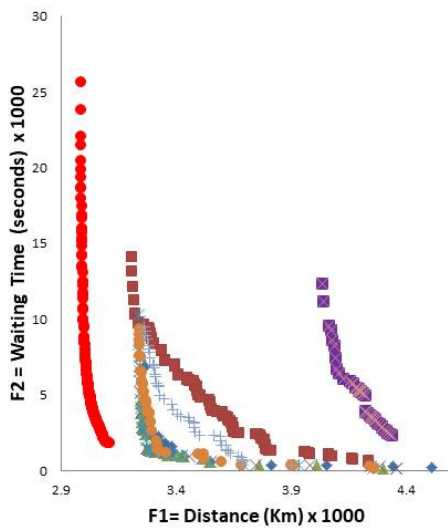
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-01	0.148	0.812	0.286	0.375	0.176	0.688	0.625	0.188	1.000	0.00		



Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-02	0.000	1.000	0.000	0.933	0.000	0.567	0.514	0.400	0.077	0.867	1.000	0.000

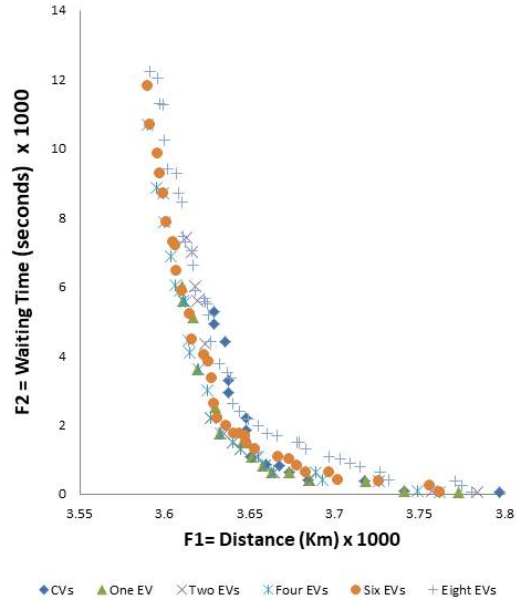
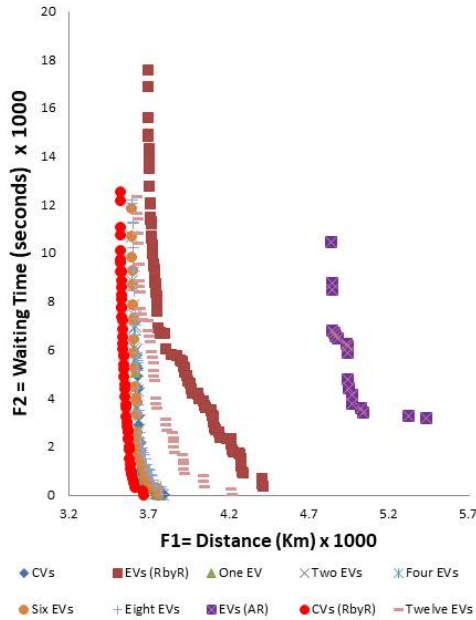


Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-03	0.043	0.926	0.045	0.889	0.000	1.000	0.316	0.556	0.935	0.074		

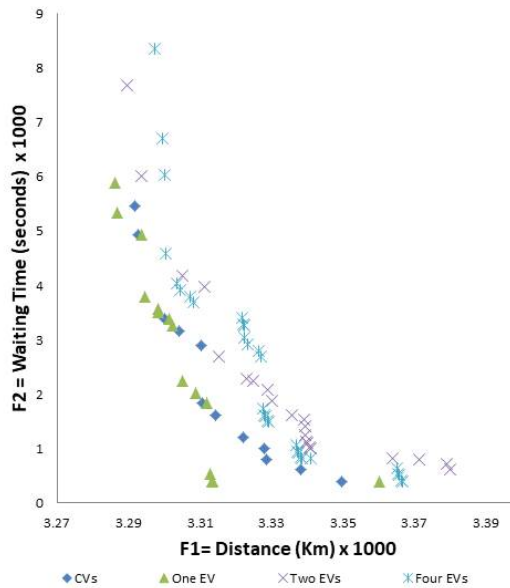
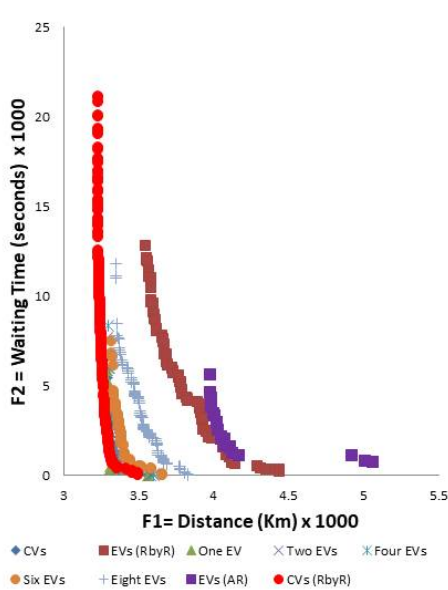




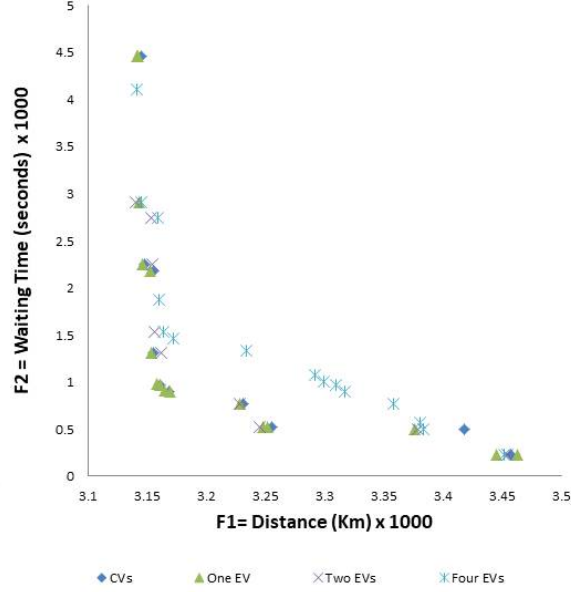
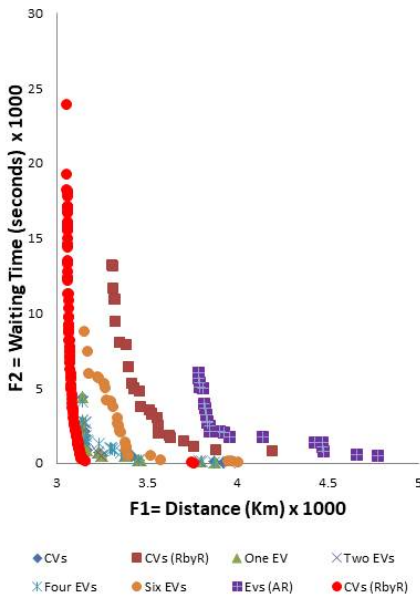
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-04	0.000	0.667	0.067	0.733	0.160	0.733	0.281	0.533	0.400	0.267	0.955	0.000



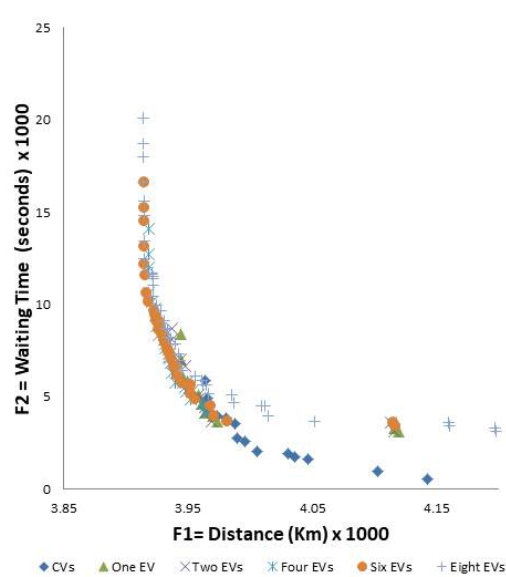
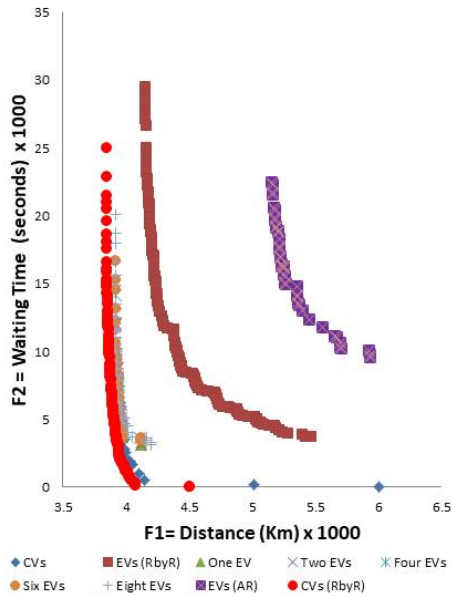
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-05	0.278	0.571	0.962	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000		



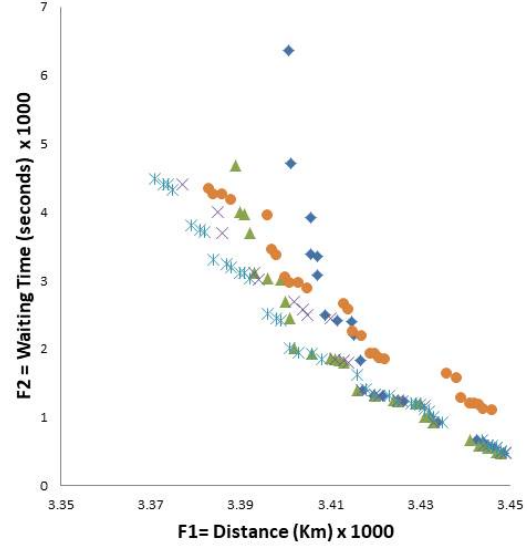
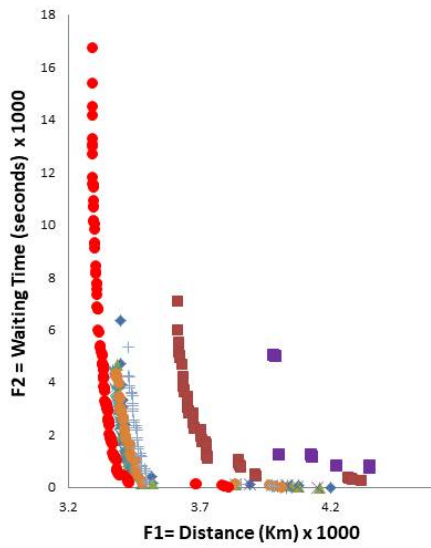
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-06	0.056	0.583	0.455	0.250	0.647	0.417	0.960	0.000				



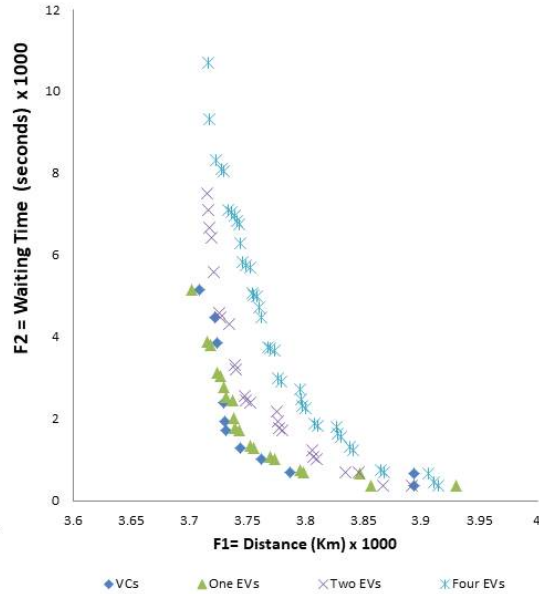
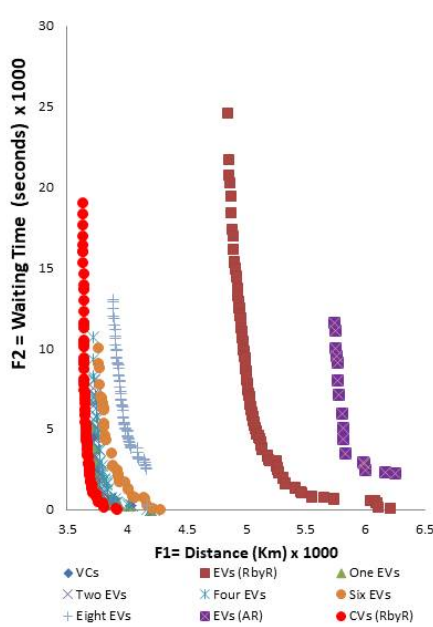
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-07	0.154	0.312	0.133	0.312	0.094	0.312	0.119	0.125	0.262	0.062	0.740	0.000



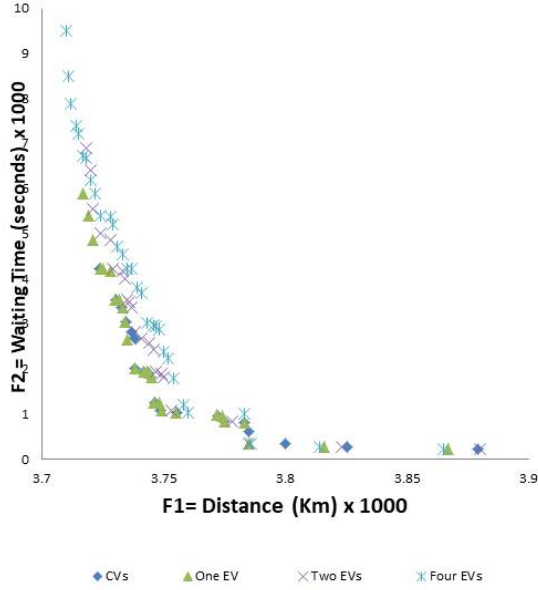
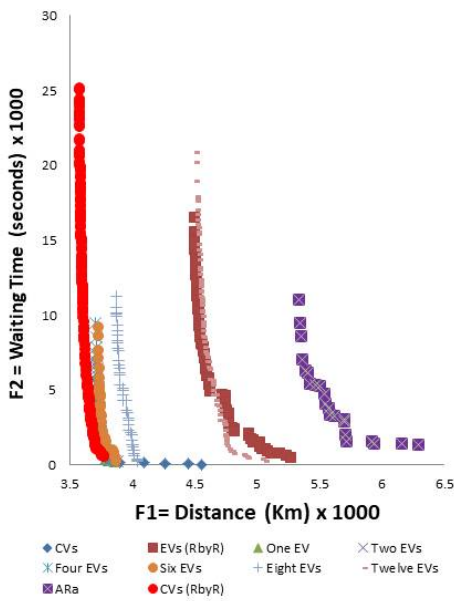
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-08	0.000	0.897	0.129	0.586	0.295	0.621	0.575	0.415	0.853	0.103		



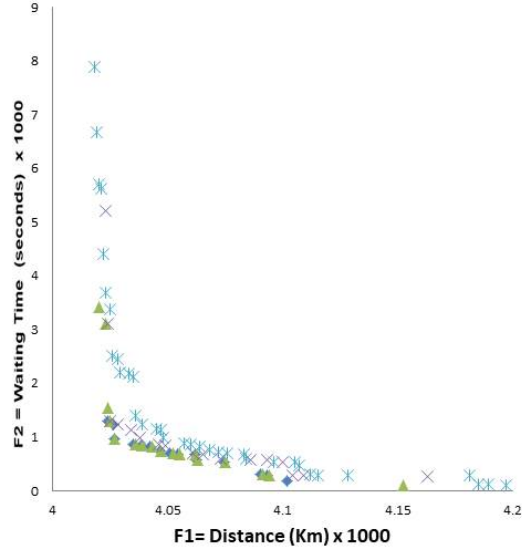
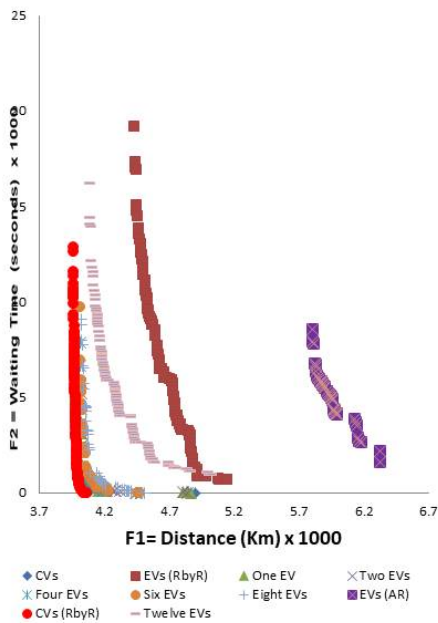
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-09	0.591	0.462	0.923	0.154	0.932	0.154	1.000	0.000	1.000	0.000		



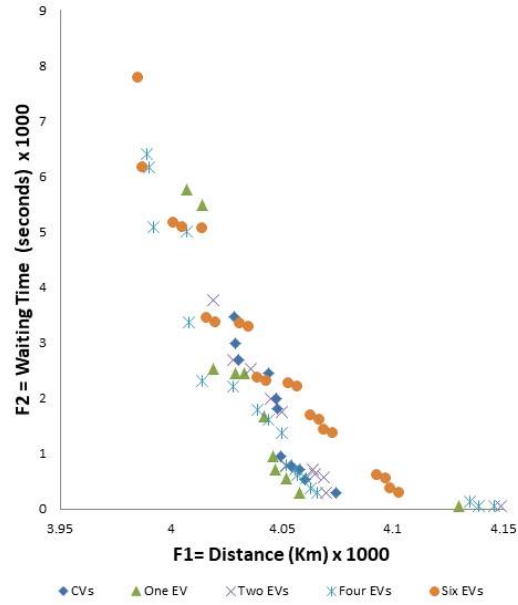
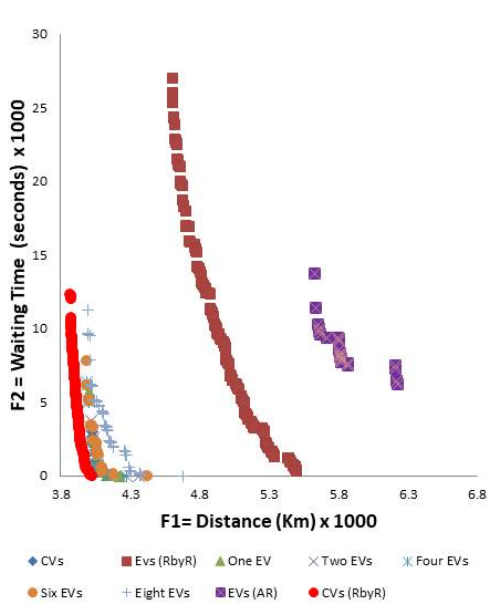
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-10	0.407	0.280	0.783	0.120	0.581	0.120	0.966	0.040	1.000	0.000	1.000	0.000



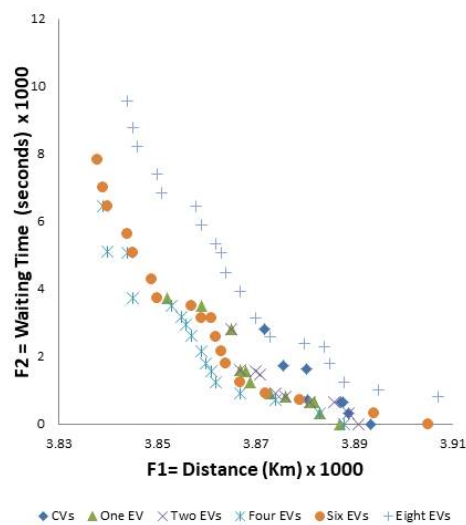
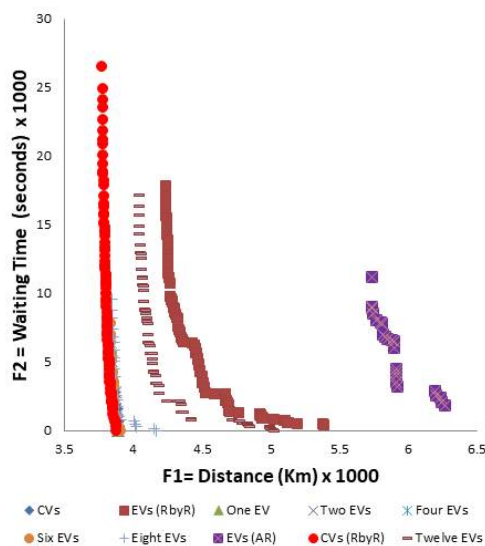
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-11	0.619	0.111	0.870	0.056	0.703	0.167	0.889	0.111	0.957	0.111	1.000	0.000



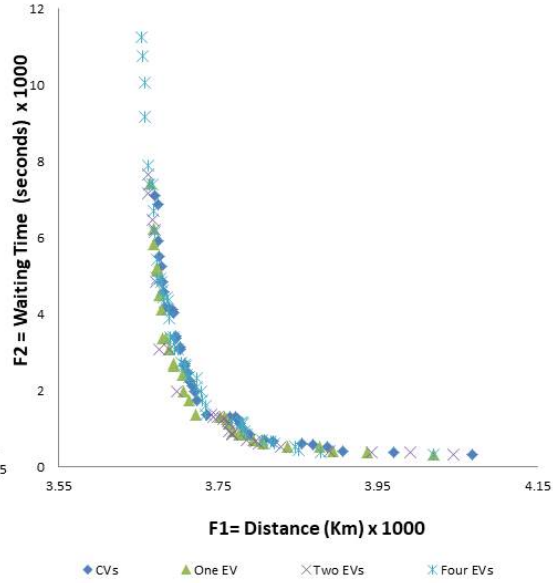
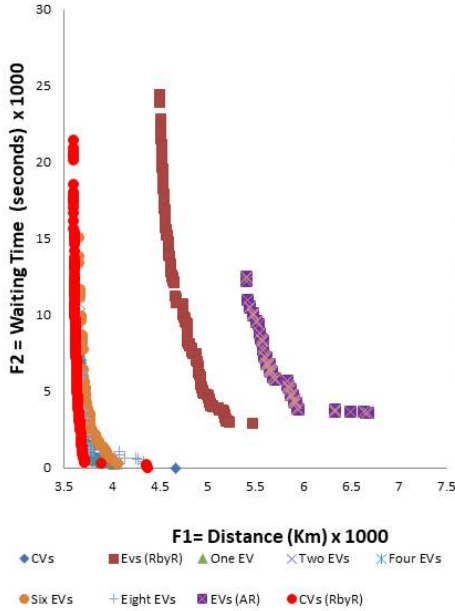
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-12	0.000	0.923	0.417	0.385	0.150	0.692	0.625	0.154	0.822	0.000		



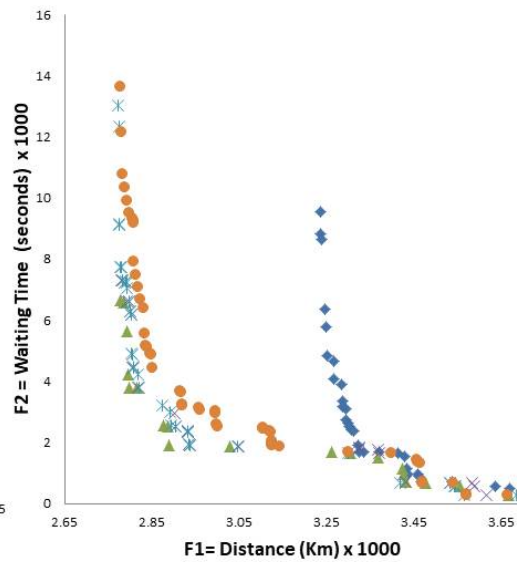
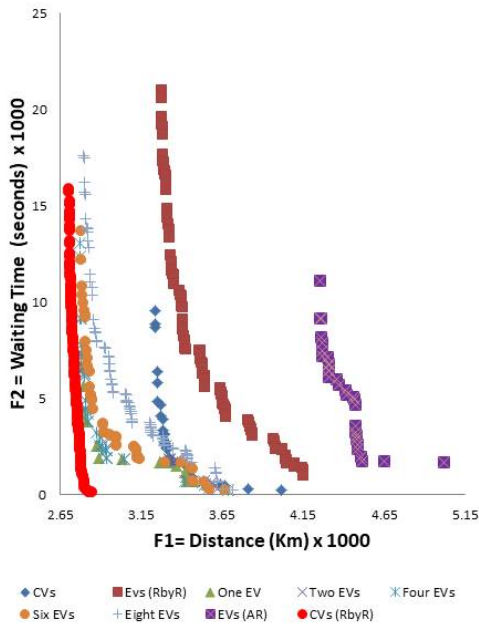
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-13	0.000	1.000	0.000	0.875	0.000	1.000	0.111	0.500	0.458	0.000	1.000	0.000



Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-14	0.000	0.976	0.400	0.878	0.250	0.683	0.905	0.024	0.667	0.195		

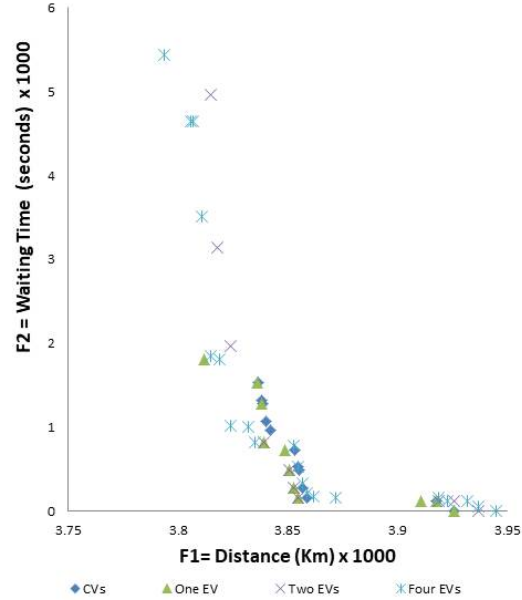
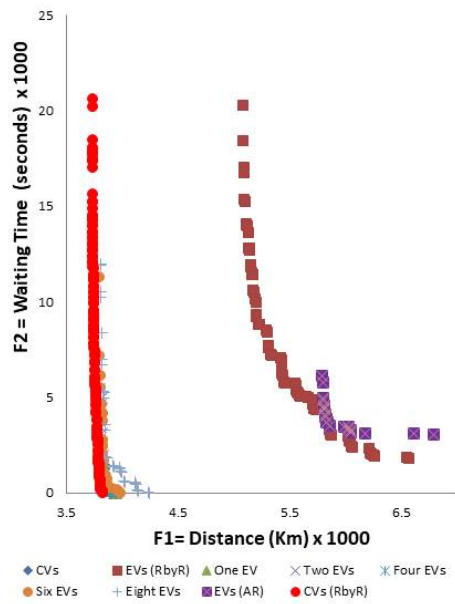


Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-15	0.000	0.939	0.087	0.879	0.000	1.000	0.082	0.788	0.174	0.515		

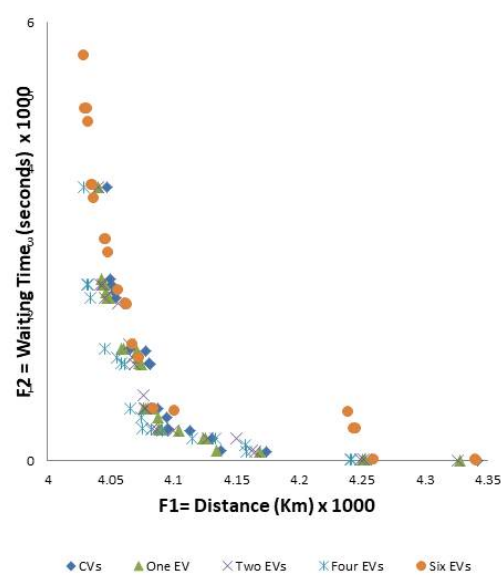
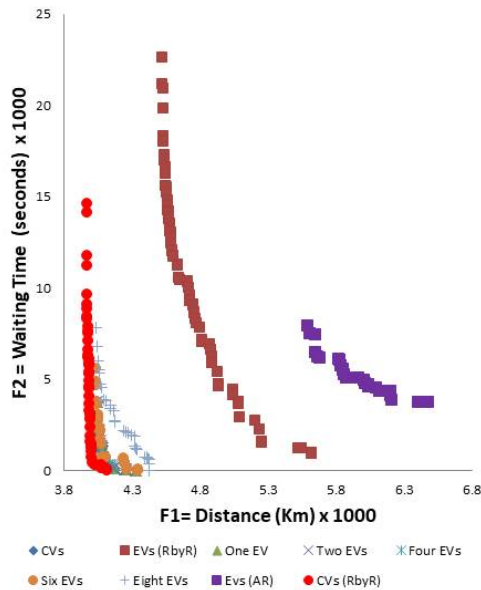




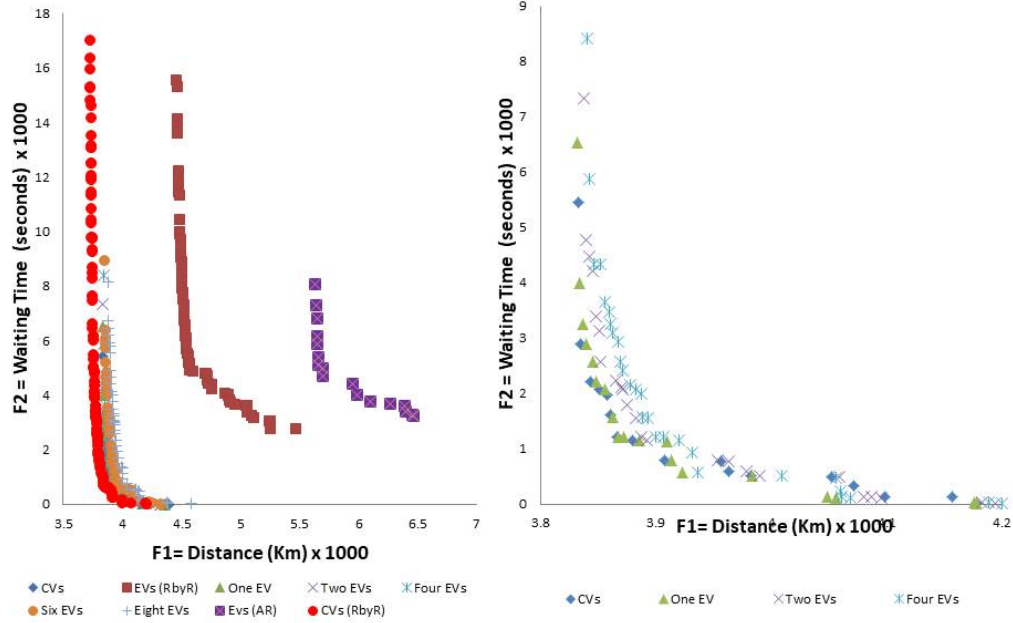
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-16	0.000	0.833	0.300	0.667	0.550	0.417	0.333	0.333	0.724	0.000		



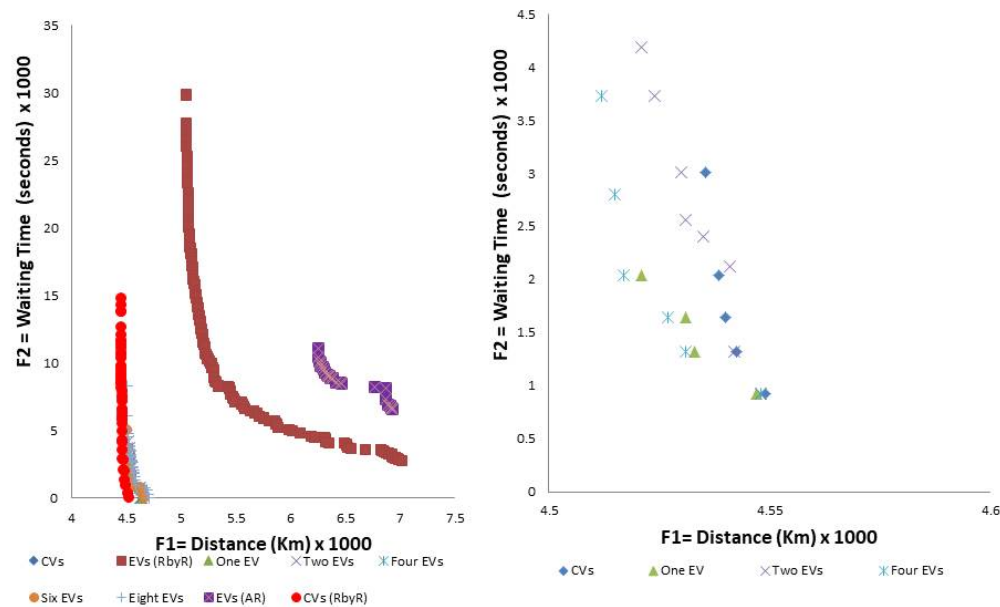
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-17	0.000	1.000	0.095	0.800	0.105	0.850	0.304	0.200	0.929	0.000		



Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-18	0.550	0.389	0.840	0.167	0.793	0.333	0.867	0.167	0.955	0.000		

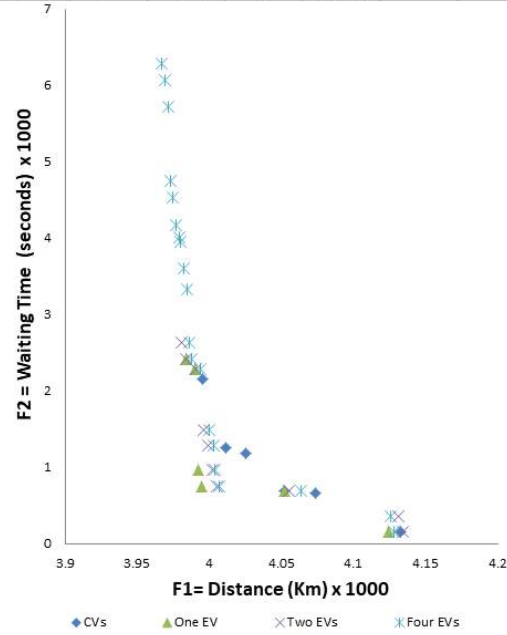
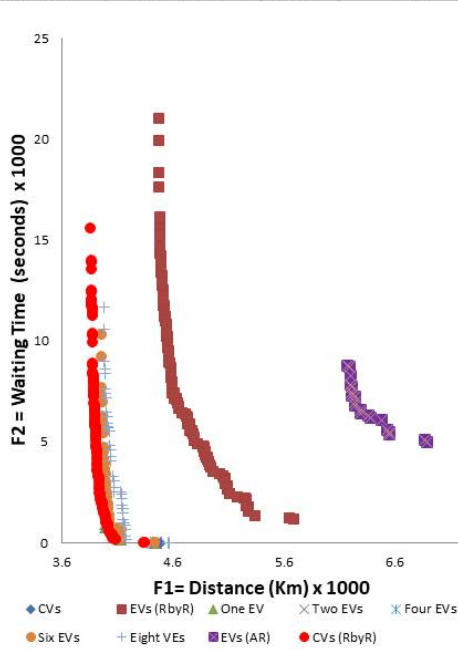


Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-19	0.000	1.000	0.111	0.667	0.000	1.000	0.421	0.333	0.750	0.000		

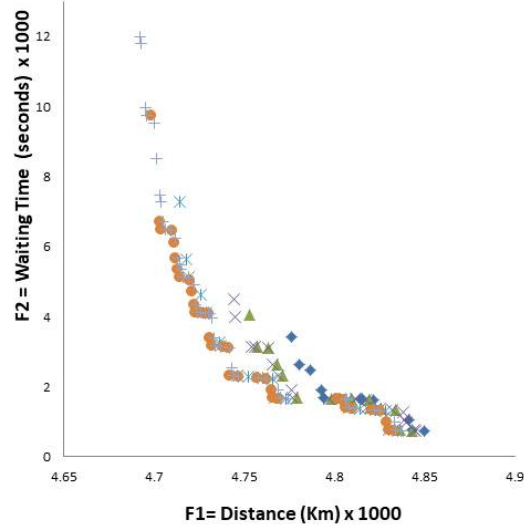
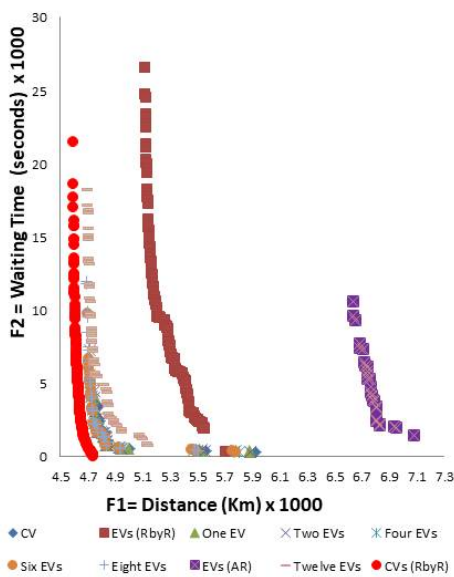




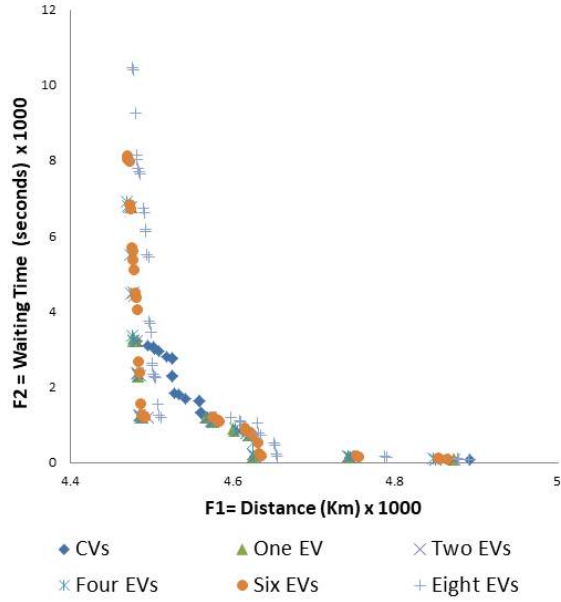
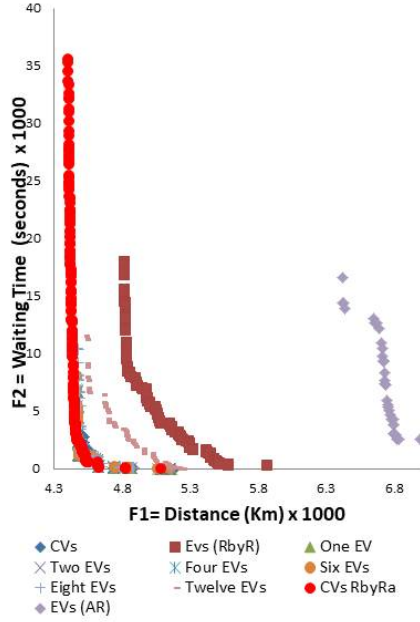
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-150-20	0.000	0.714	0.167	0.429	0.045	0.571	0.438	0.143	0.833	0.000		



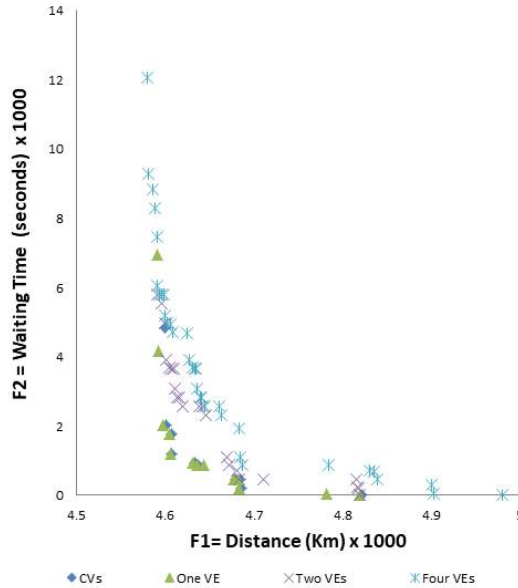
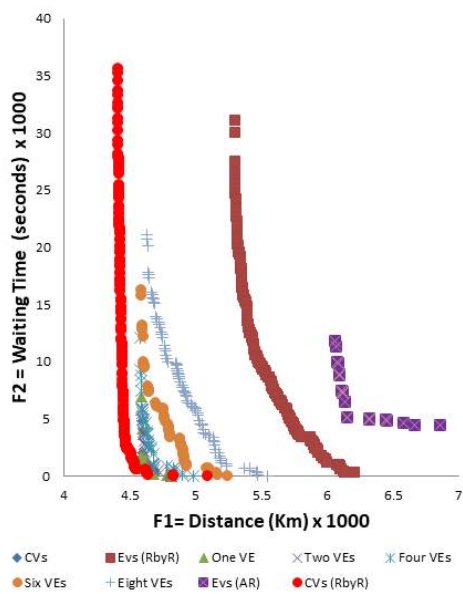
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-01	0.000	1.000	0.038	0.933	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	0.867	0.920	0.000



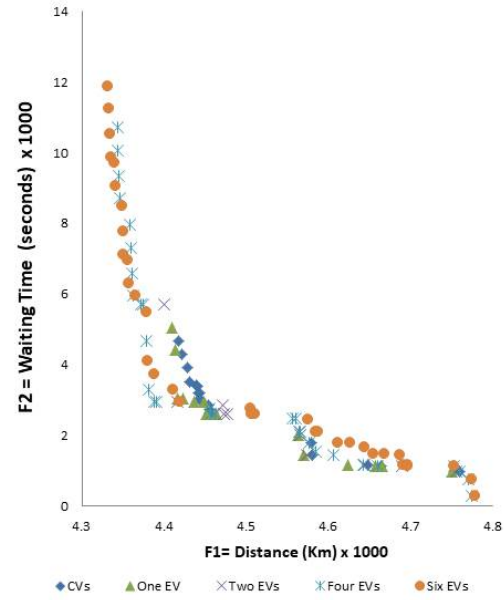
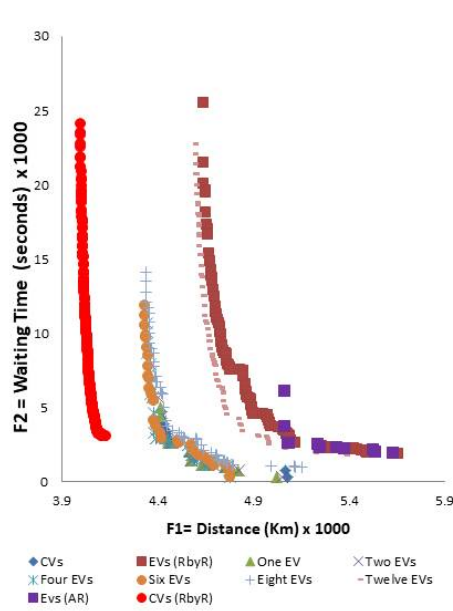
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-02	0.000	0.964	0.167	0.714	0.097	0.929	0.405	0.679	0.605	0.643	1.000	0.000



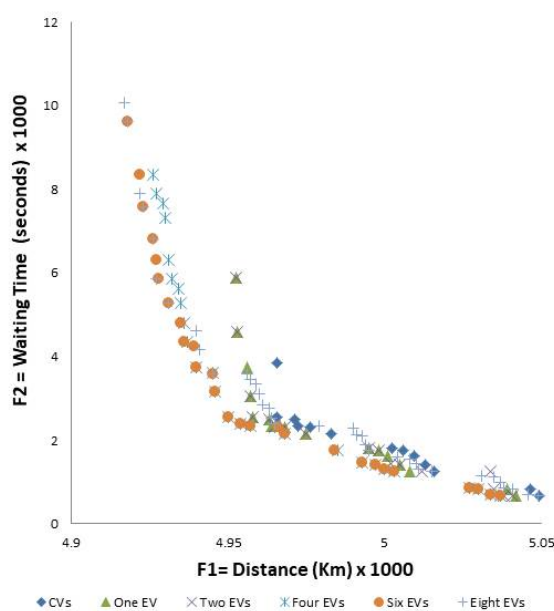
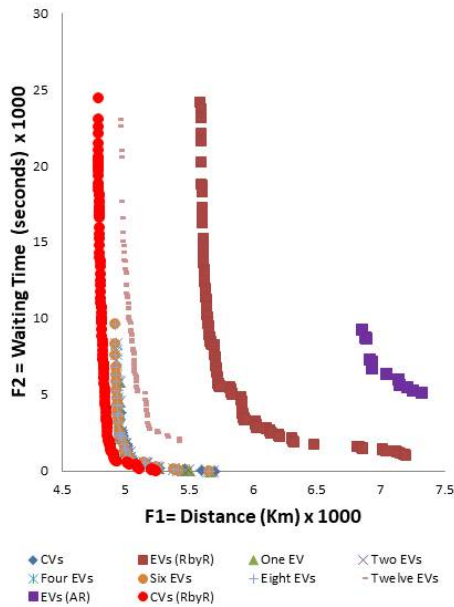
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-03	0.077	0.800	0.826	0.100	0.706	0.000	0.906	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000



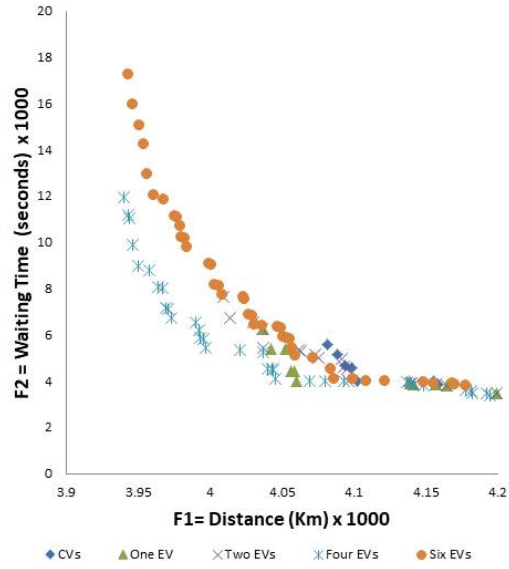
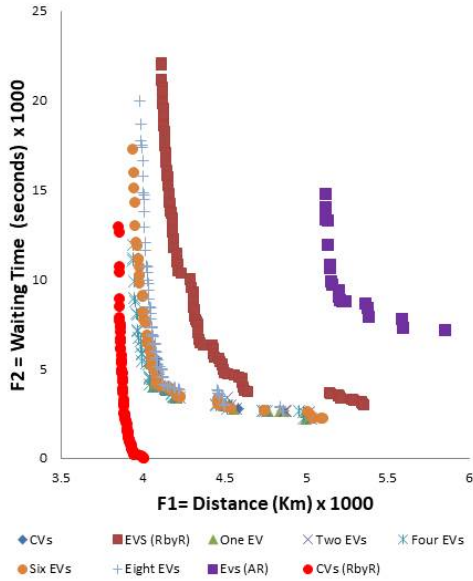
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-04	0.062	0.750	0.333	0.700	0.167	0.700	0.400	0.600	0.633	0.000	1.000	0.000



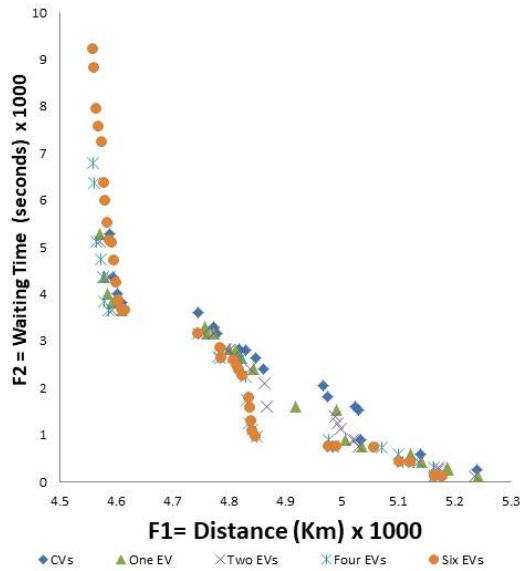
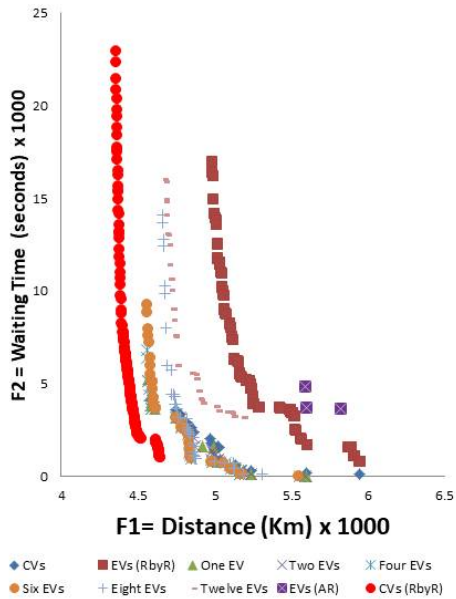
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-05	0.000	0.950	0.000	0.950	0.000	0.950	0.000	0.900	0.200	0.000	0.716	0.000



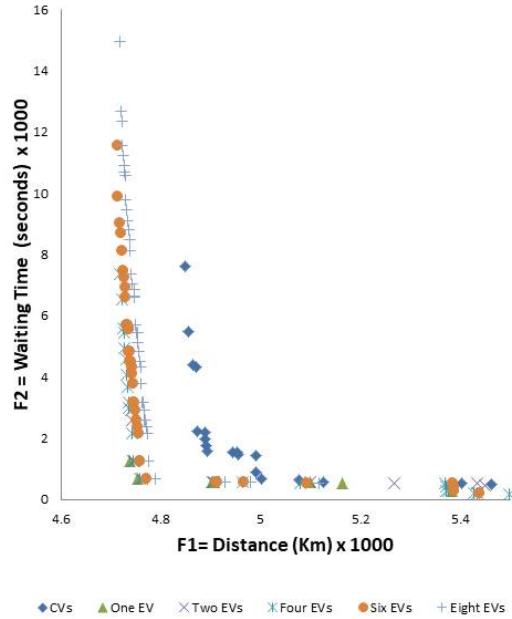
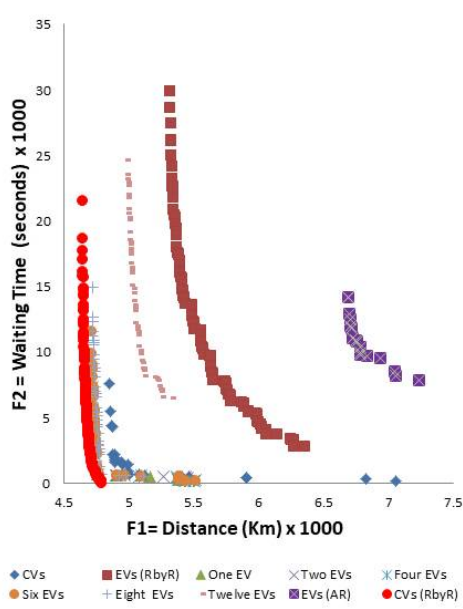
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-06	0.227	0.308	0.414	0.308	0.500	0.308	0.576	0.308	0.686	0.308		



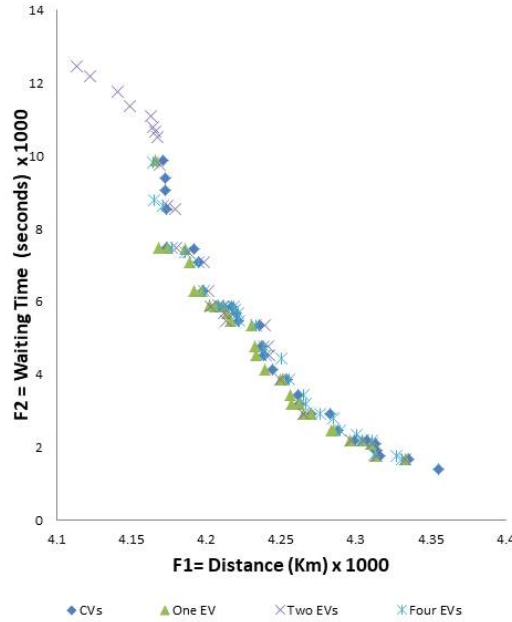
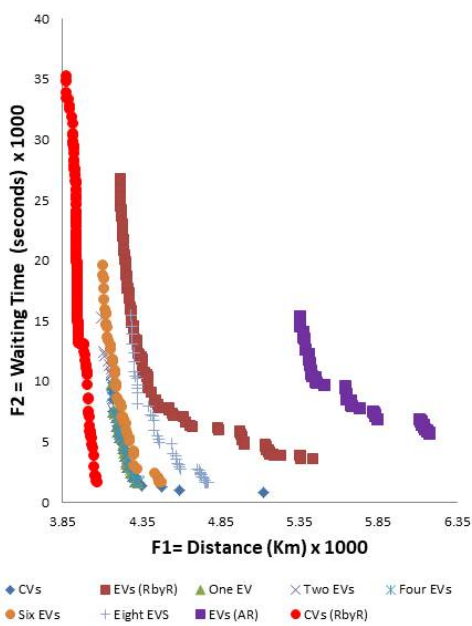
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-07	0.000	0.950	0.000	0.952	0.000	1.000	0.028	0.900	0.400	0.650	1.000	0.000



Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-08	0.000	0.957	0.091	0.913	0.000	1.000	0.00	1.000	0.000	0.739	1.000	0.000

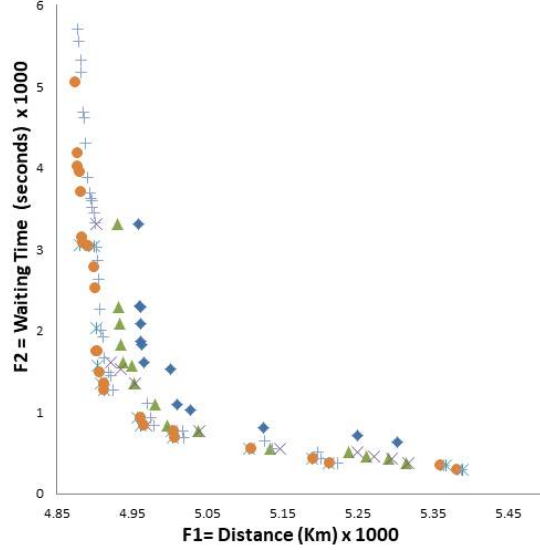
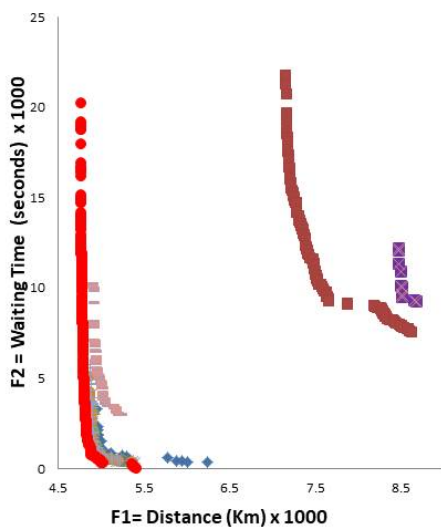


Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-09	0.000	0.788	0.267	0.424	0.655	0.242	0.622	0.000	1.000	0.000		





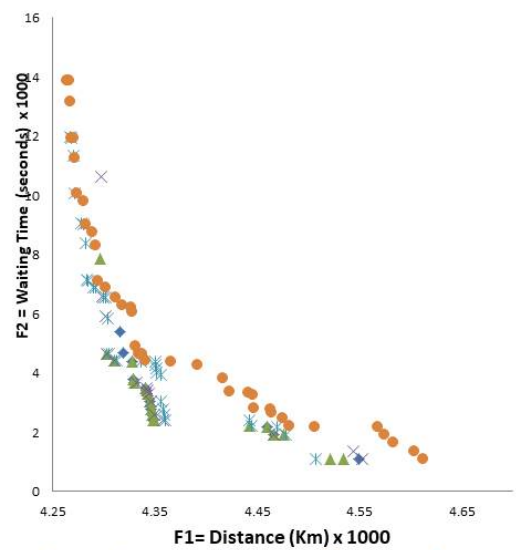
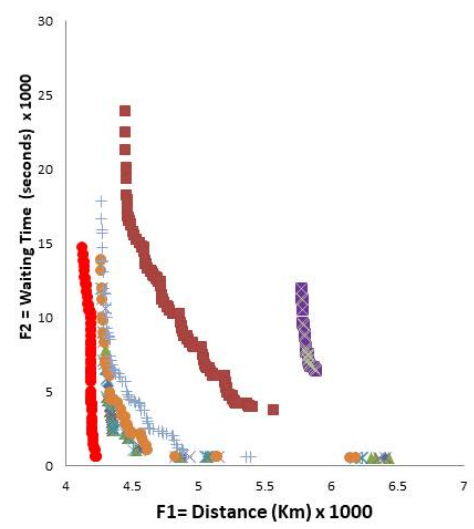
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-10	0.000	0.889	0.000	0.889	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.625	0.000



◆ CVs    ■ Evs (RbyR)    ▲ One EV    × Two EVs    ✖ Four EVs  
● Six EVs    + Eight EVs    ■ Evs (AR)    ● CVs (RbyR)    — Twelve EVs

◆ CVs    ▲ One EV    × Two EVs    ✖ Four EVs    ● Six EVs    + Eight EVs

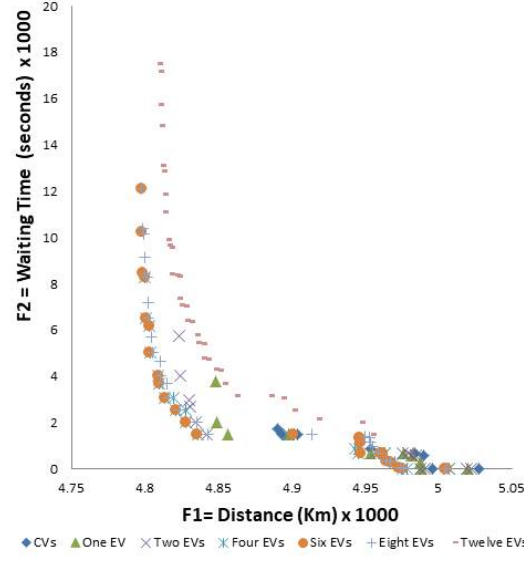
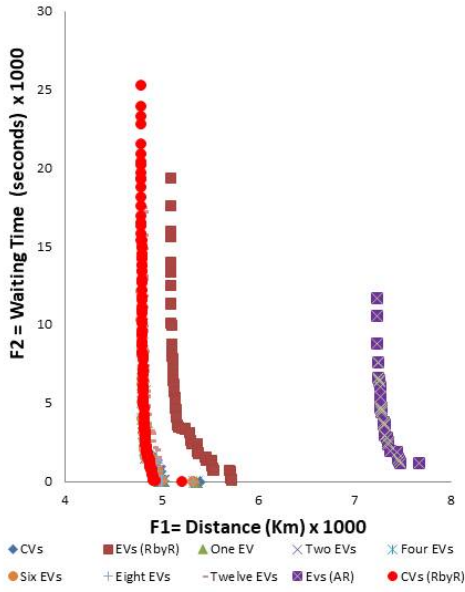
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-11	0.367	0.444	0.545	0.167	0.342	0.333	0.605	0.111	0.727	0.000	1.000	0.000



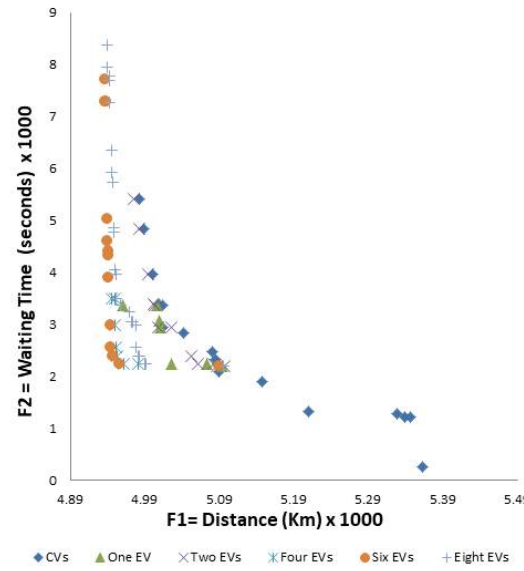
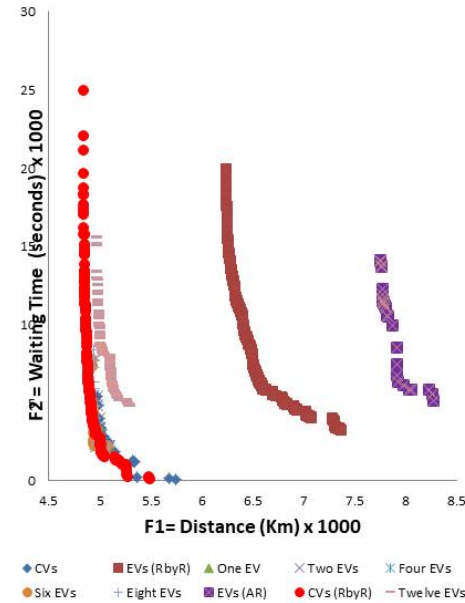
◆ CVs    ■ Evs (RbyR)    ▲ One EV    × Two EVs    ✖ Four EVs  
● Six EVs    + Eight EVs    ■ Evs (AR)    ● CVs (RbyR)

◆ CVs    ▲ One EV    × Two EVs    ✖ Four EVs    ● Six EVs

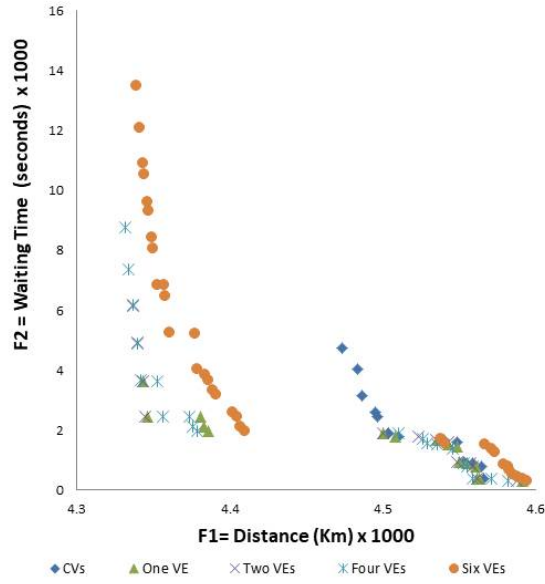
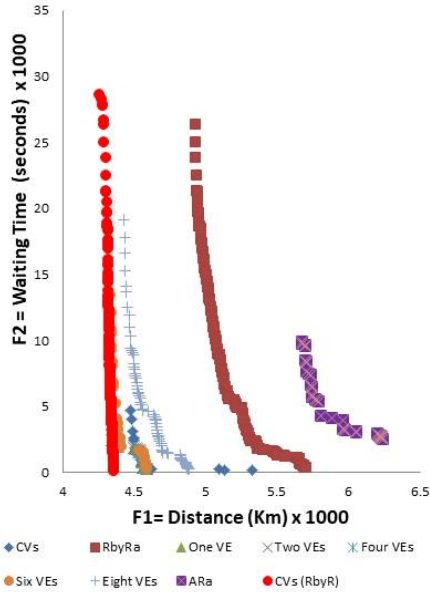
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-12	0.000	0.900	0.000	0.900	0.000	1.000	0.000	1.000	0.094	0.800	0.147	0.000



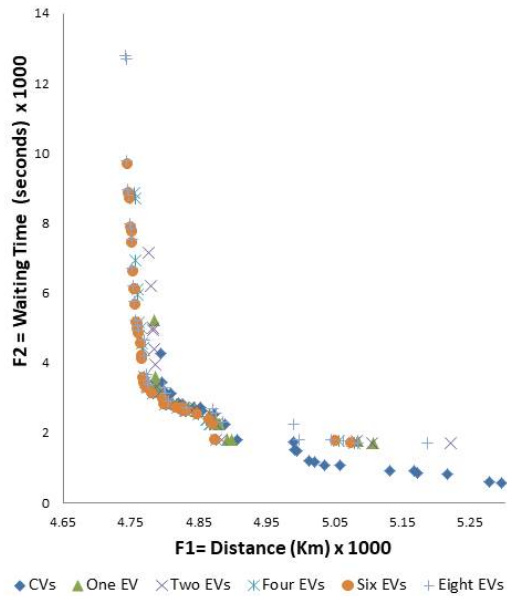
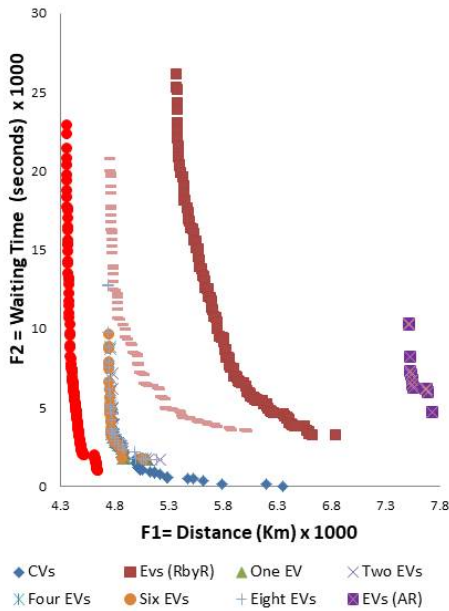
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-13	0.143	0.526	0.182	0.263	0.000	0.526	0.077	0.526	0.042	0.526	0.961	0.000



Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-14	0.000	0.824	0.077	0.706	0.050	0.706	0.235	0.412	0.859	0.000		

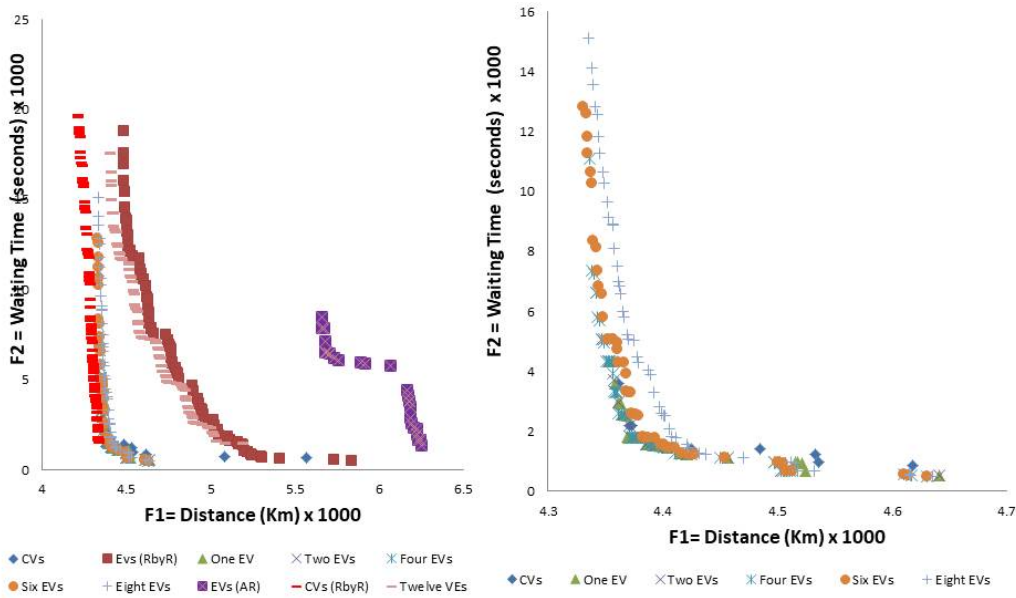


Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-15	0.100	0.355	0.136	0.355	0.071	0.387	0.056	0.387	0.250	0.194	0.760	0.000

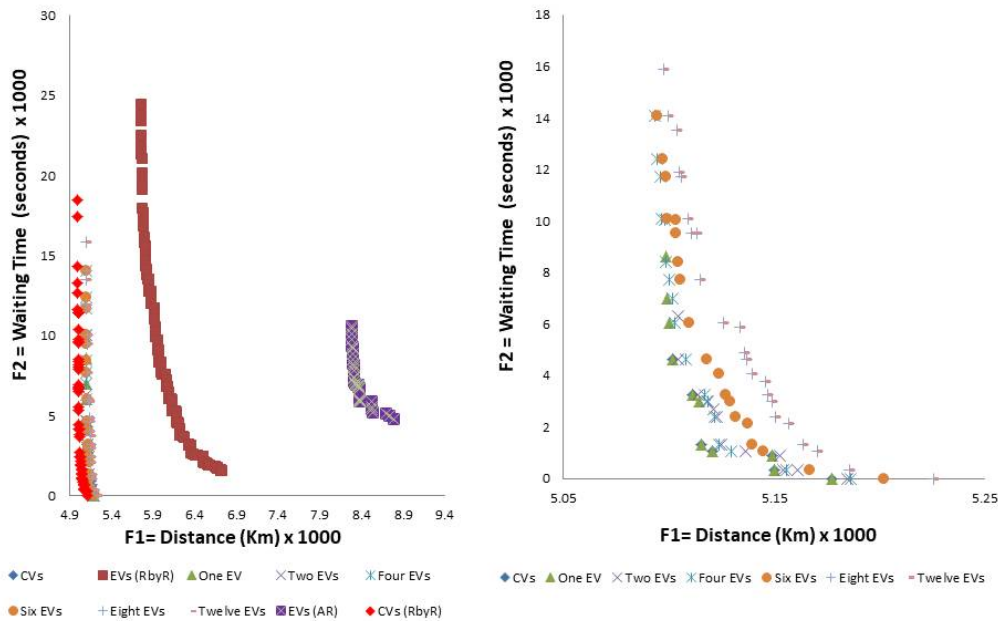




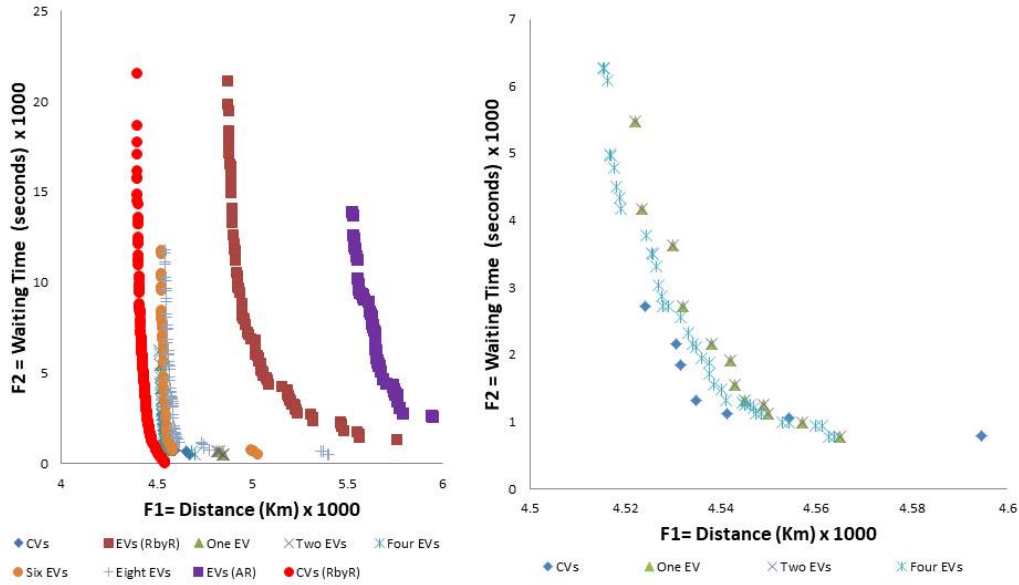
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-16	0.000	1.000	0.053	0.562	0.000	0.812	0.255	0.438	0.426	0.375	1.000	0.000



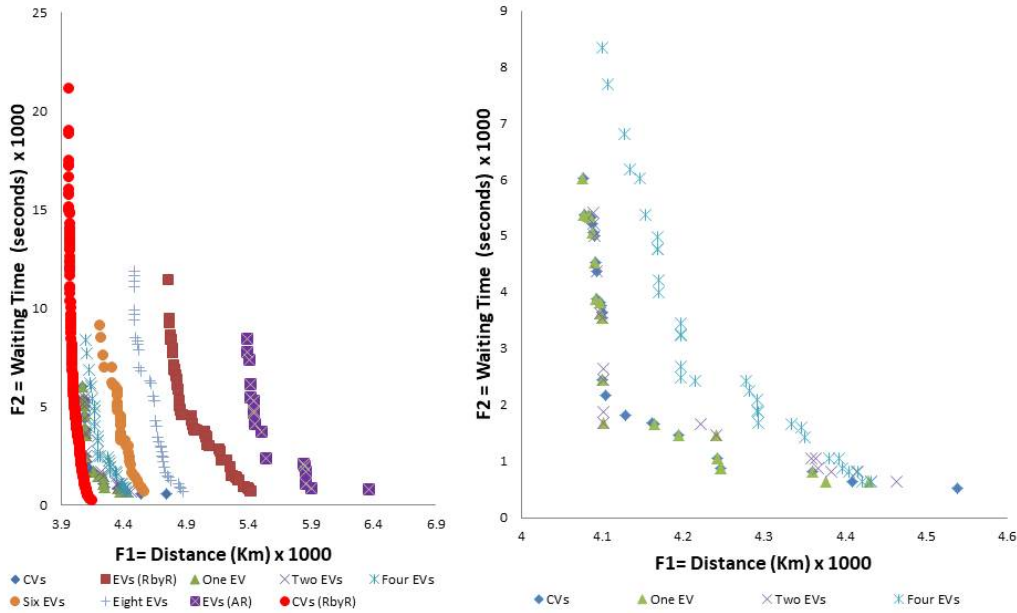
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-17	0.636	0.000	1.000	0.000	0.588	0.000	0.789	0.000	0.913	0.000		



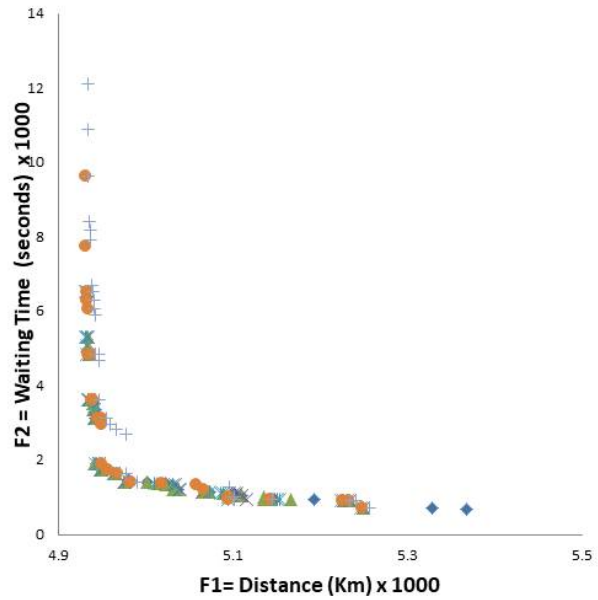
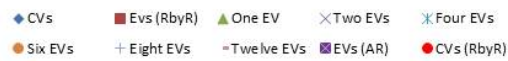
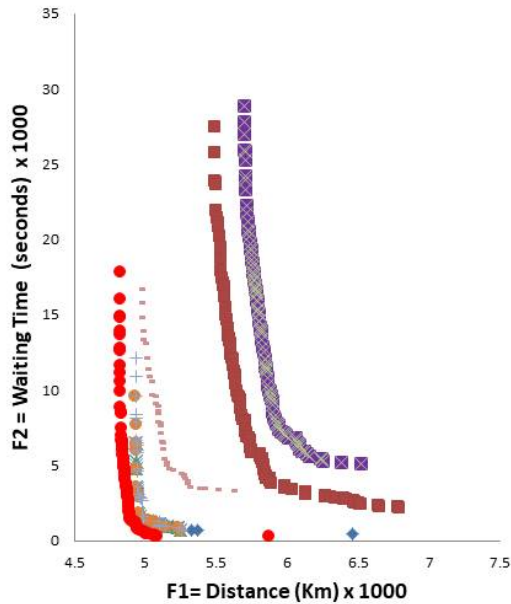
Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-18	0.083	0.667	0.688	0.111	0.537	0.222	0.850	0.111	1.000	0.000		



Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-19	0.455	0.308	0.842	0.154	1.000	0.000	1.000	0.000	1.000	0.000		

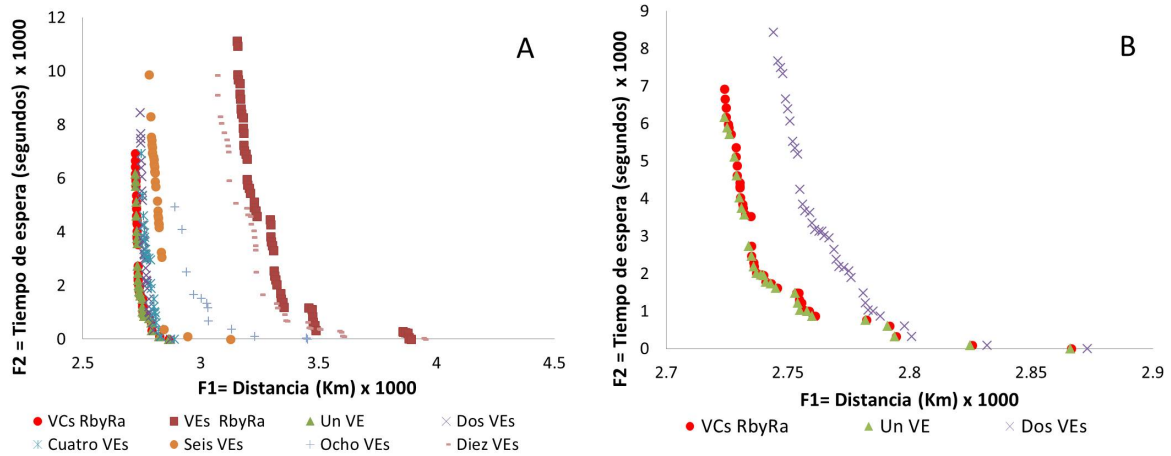


Caso de Prueba	C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric		C-metric	
	A: CV / B: 1 VE		A: CV / B: 2 VE		A: CV / B: 4 VE		A: CV / B: 6 VE		A: CV / B: 8 VE		A: CV / B: 12 VE	
	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)	C(A/B)	C(B/A)
EUK-200-20	0.030	0.789	0.263	0.316	0.143	0.632	0.333	0.316	0.393	0.211	1.000	0.000



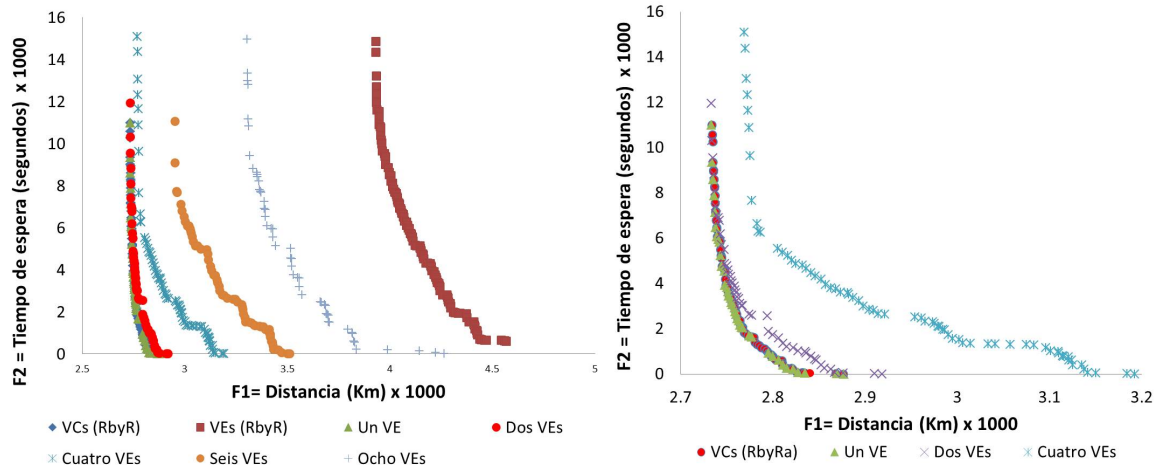
# Anexos E

## Soluciones del E-VRPTWMF resuelto con MOEA/D-RbyR

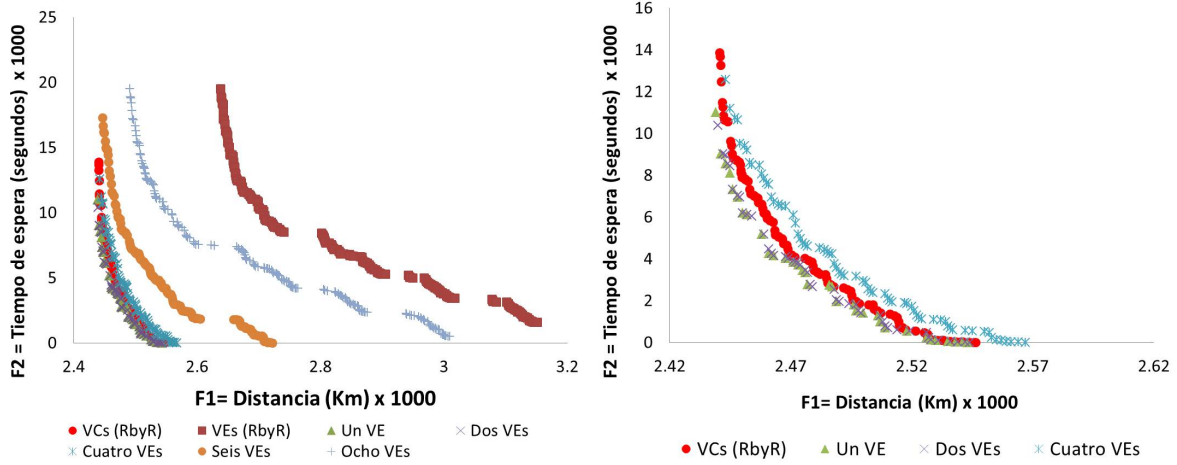


Caso de prueba:UK-100-01

ANEXOS E. SOLUCIONES DEL E-VRPTWMF RESUELTO CON MOEA/D-RBYR139

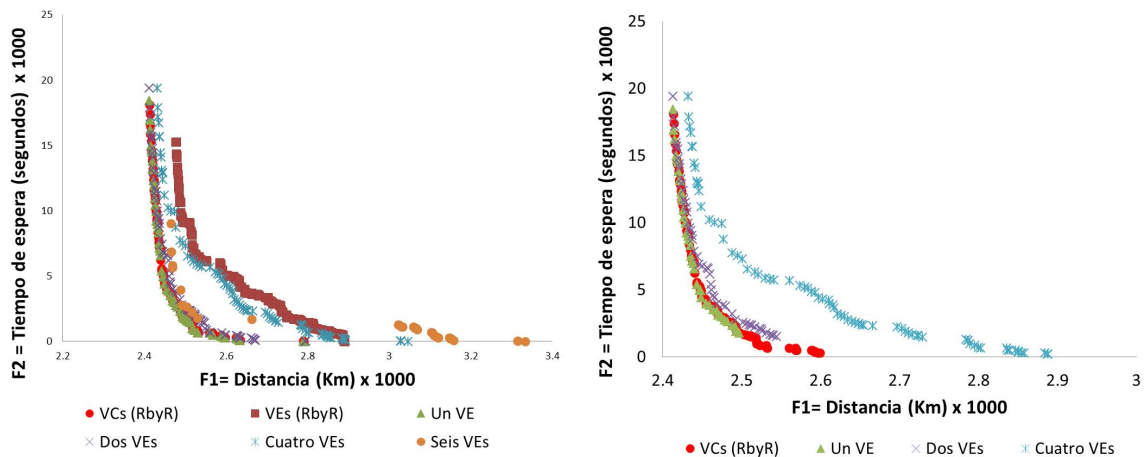


Caso de prueba:UK-100-02

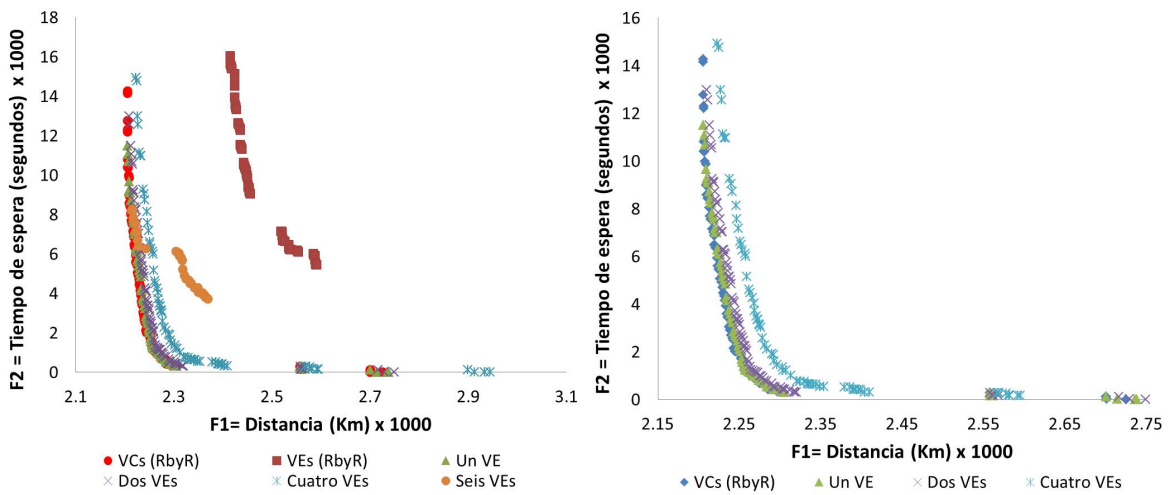


Caso de prueba:UK-100-03

ANEXOS E. SOLUCIONES DEL E-VRPTWMF RESUELTO CON MOEA/D-RBYR140

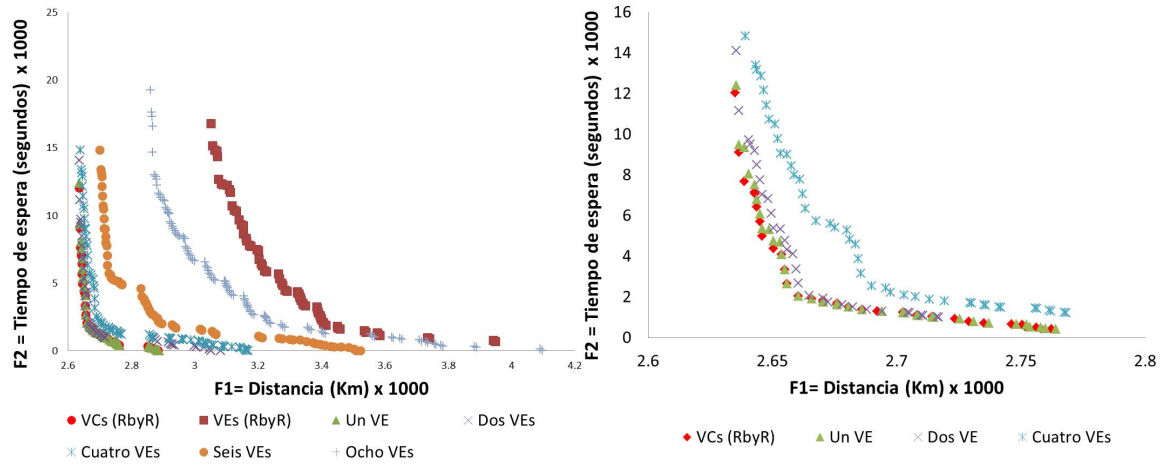


Caso de prueba:UK-100-04

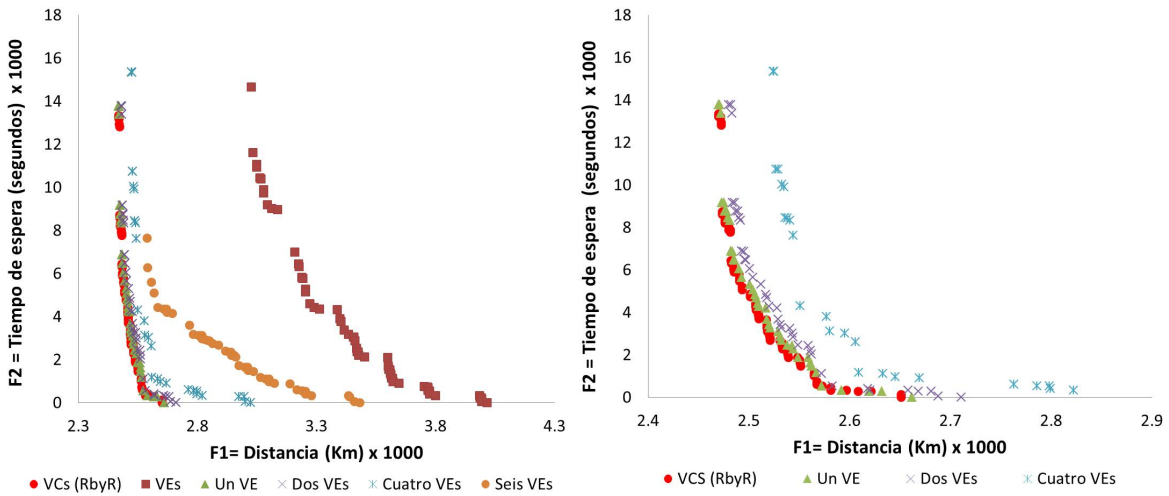


Caso de prueba:UK-100-05

ANEXOS E. SOLUCIONES DEL E-VRPTWMF RESUELTO CON MOEA/D-RBYR141

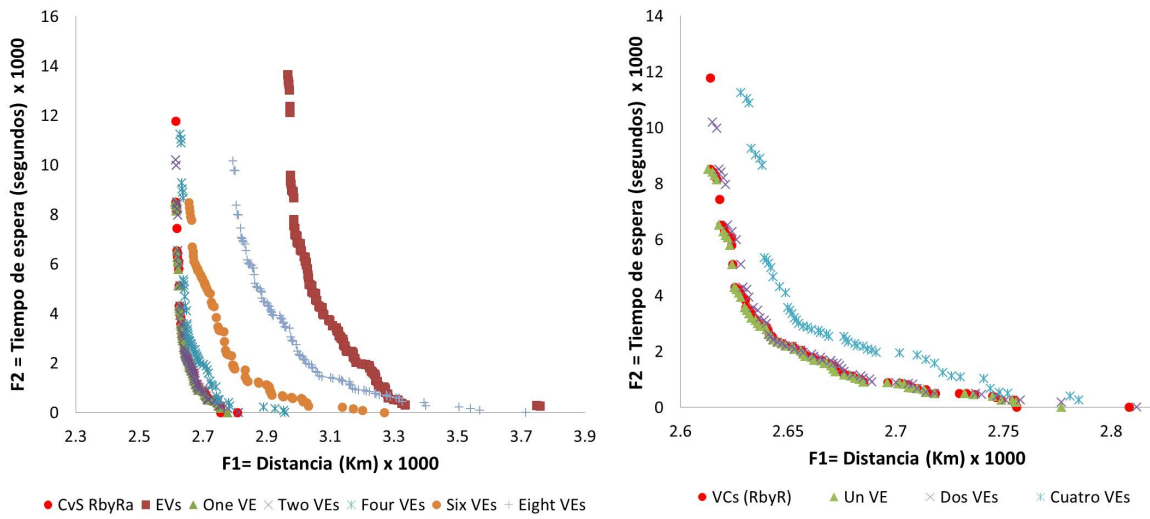


Caso de prueba:UK-100-06

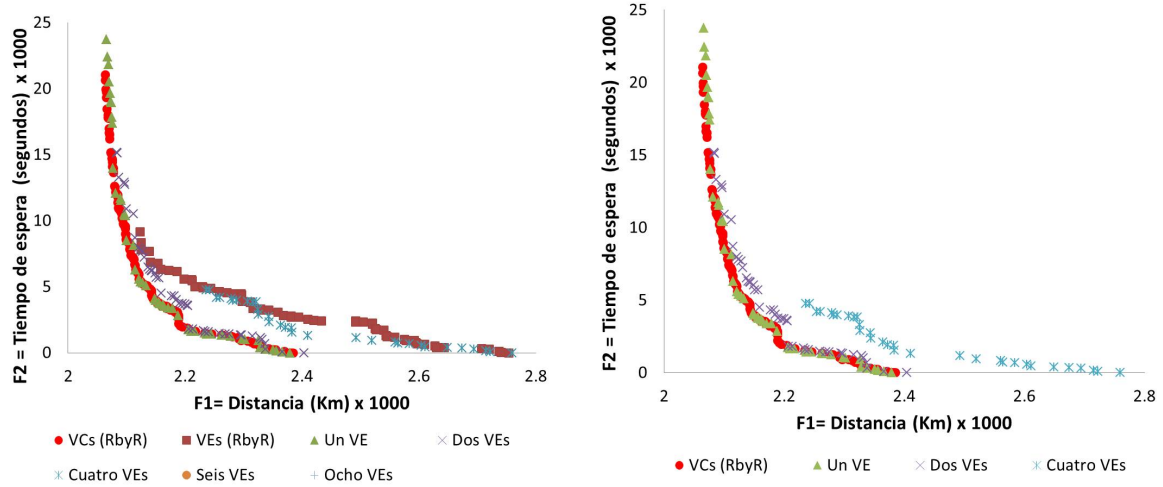


Caso de prueba:UK-100-07

ANEXOS E. SOLUCIONES DEL E-VRPTWMF RESUELTO CON MOEA/D-RBYR142

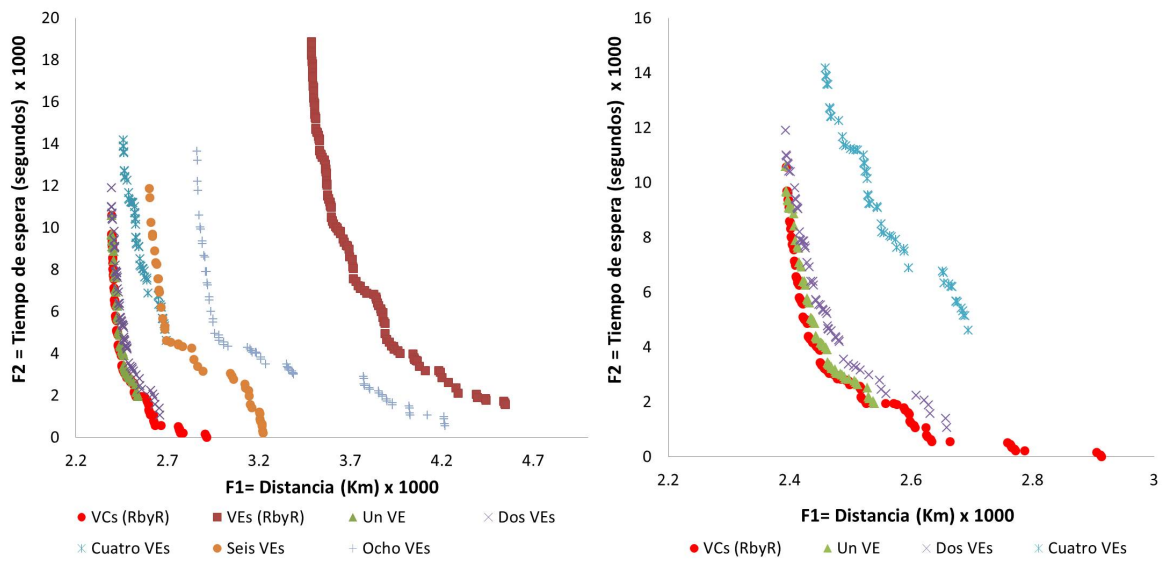


Caso de prueba:UK-100-08

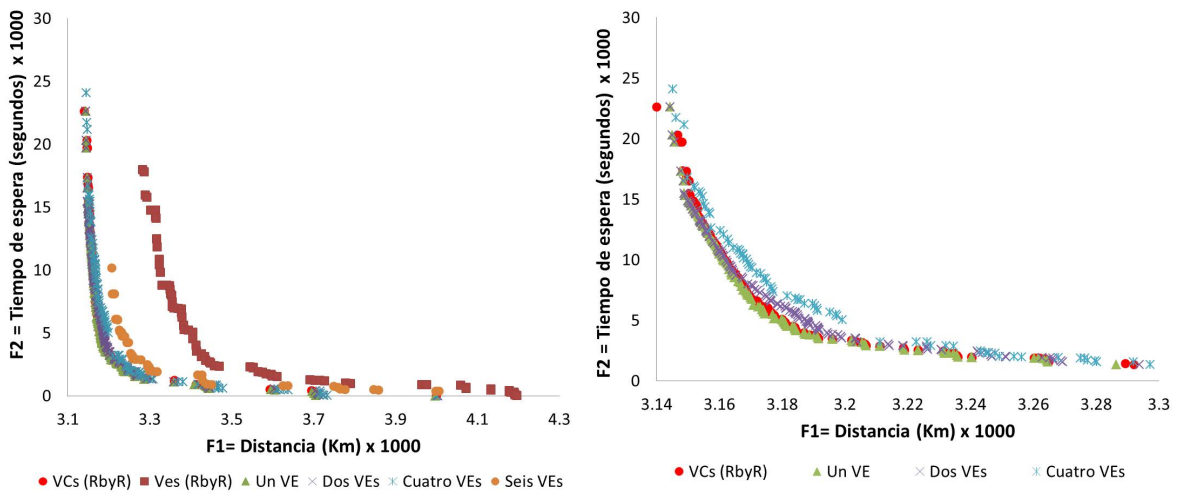


Caso de prueba:UK-100-09



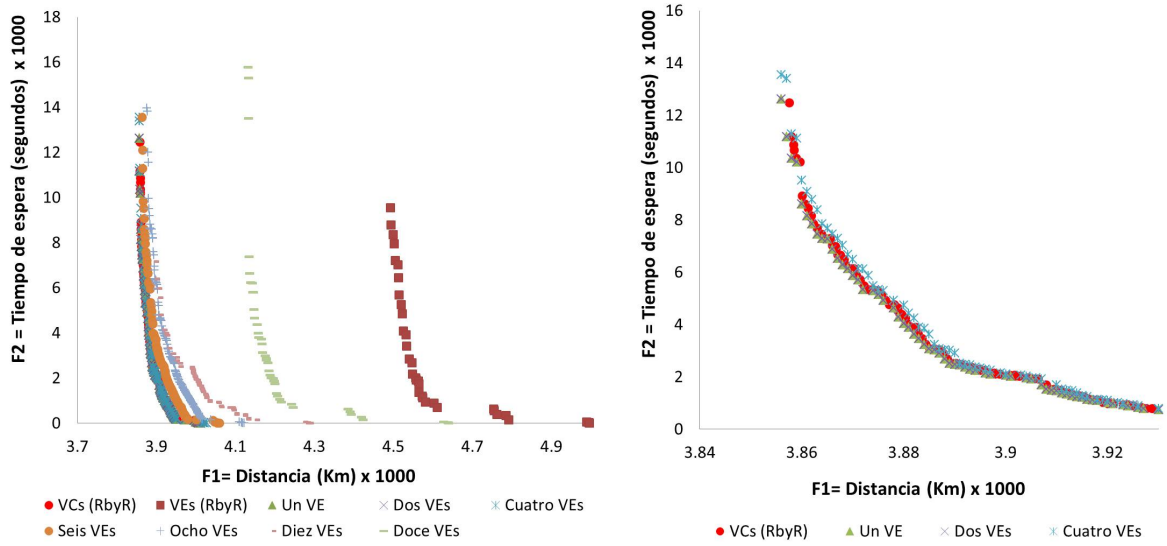


Caso de prueba:UK-100-10

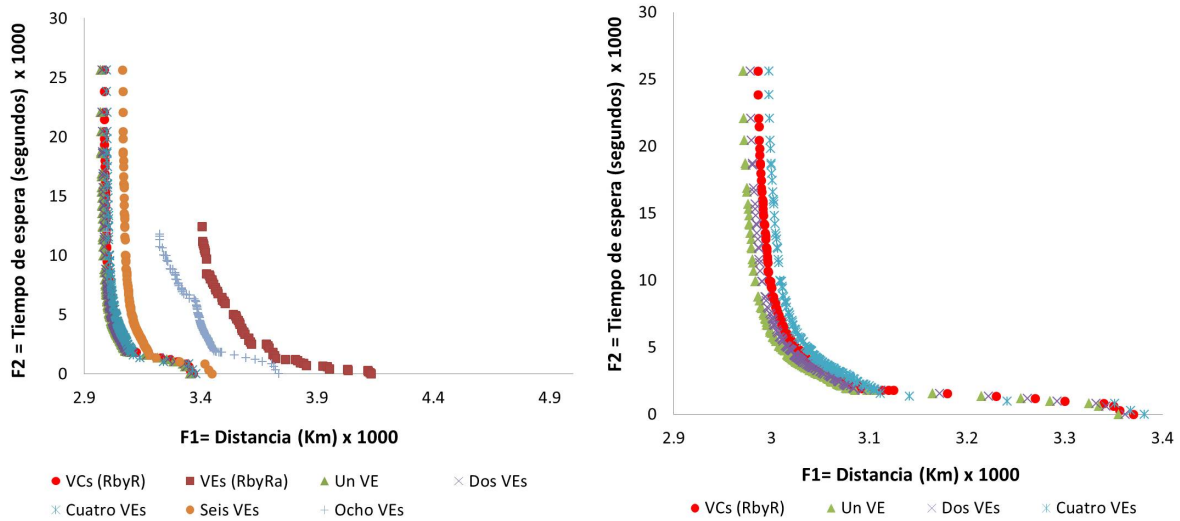


Caso de prueba:UK-150-01

ANEXOS E. SOLUCIONES DEL E-VRPTWMF RESUELTO CON MOEA/D-RBYR144

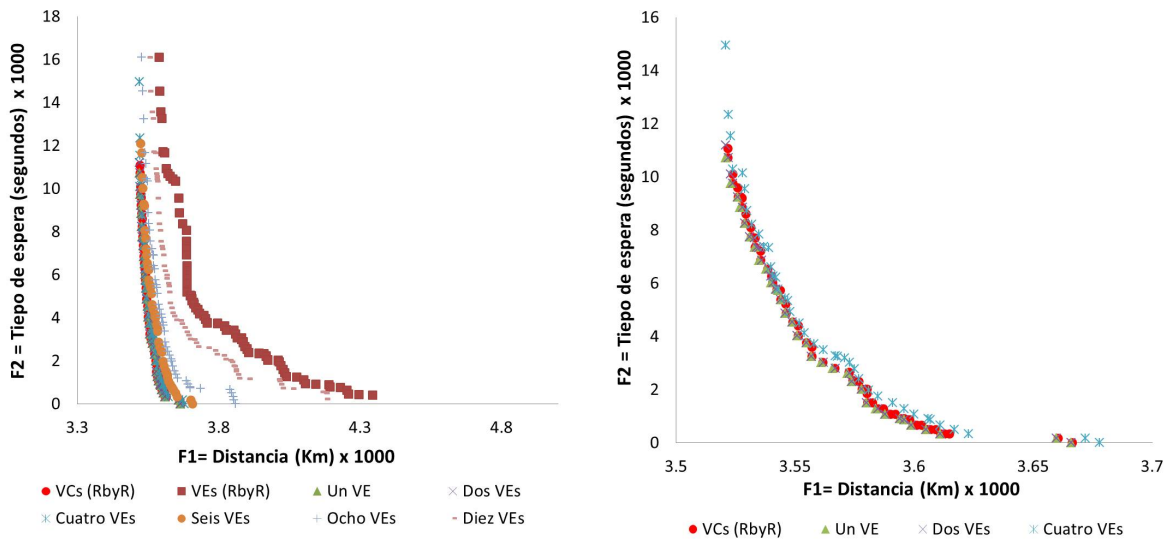


Caso de prueba:UK-150-02

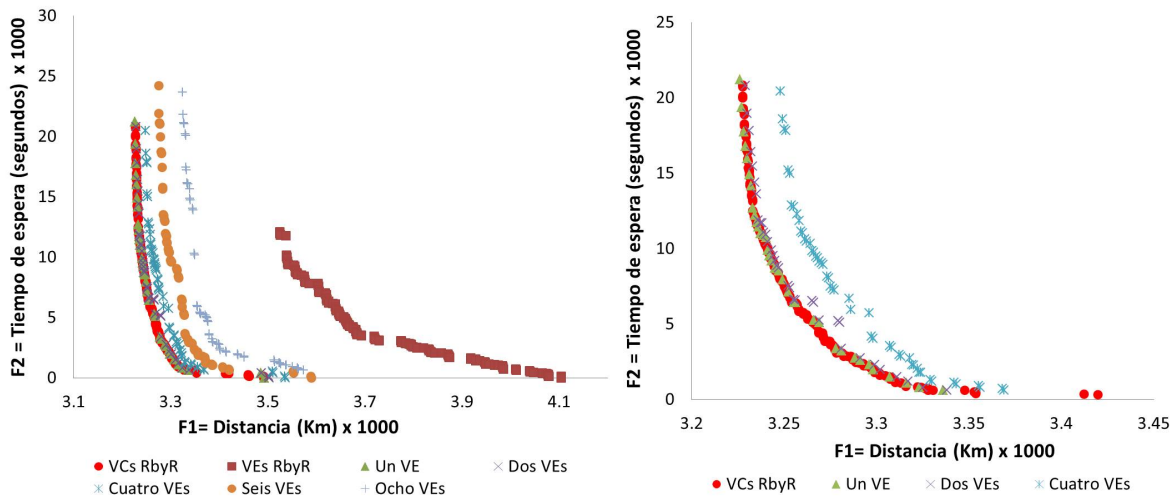


Caso de prueba:UK-150-03

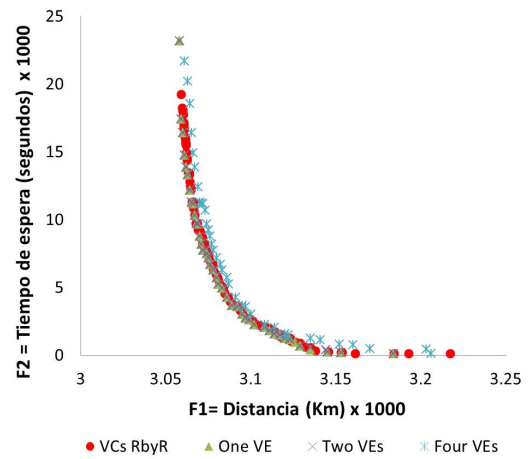
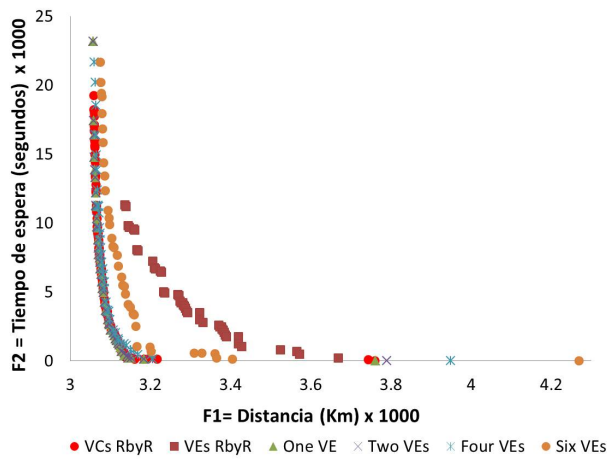
ANEXOS E. SOLUCIONES DEL E-VRPTWMF RESUELTO CON MOEA/D-RBYR145



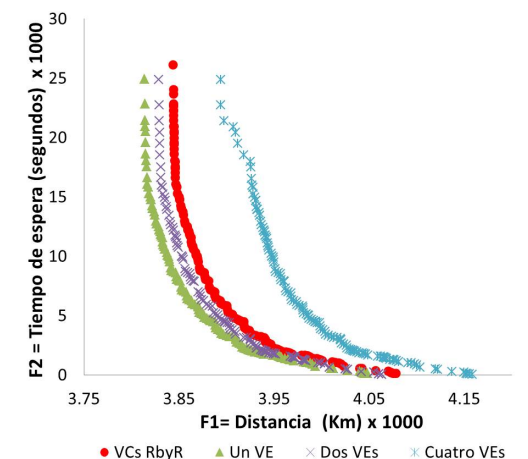
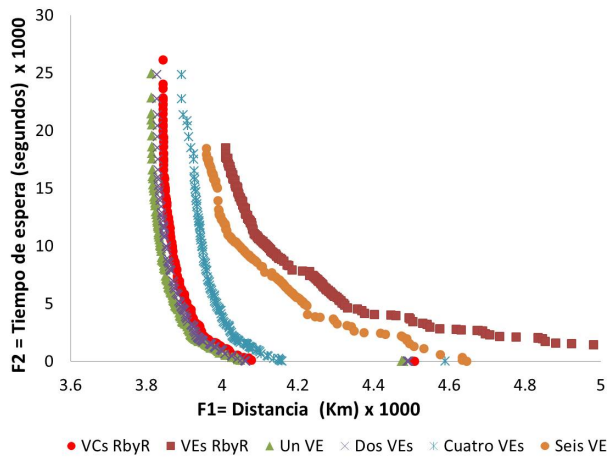
Caso de prueba:UK-150-04



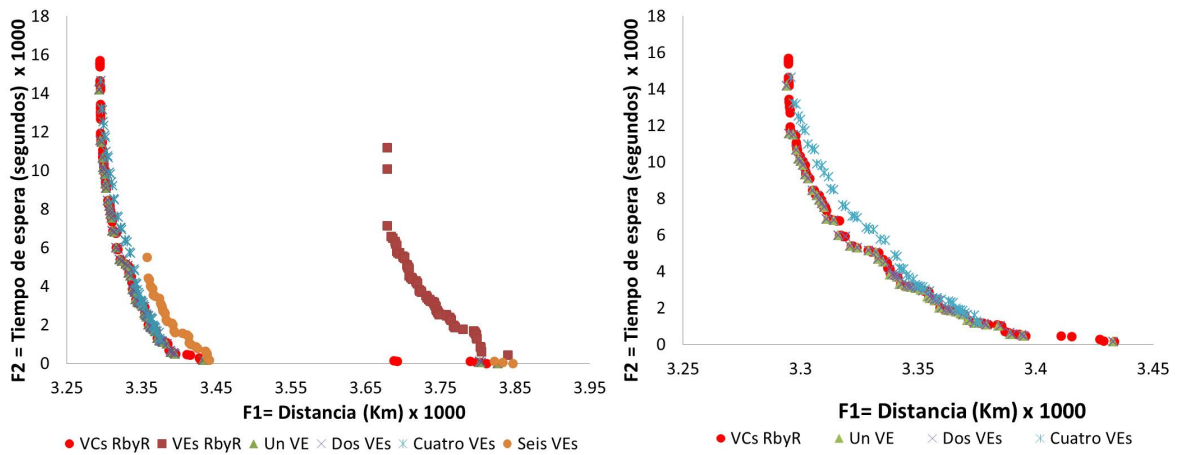
Caso de prueba:UK-150-05



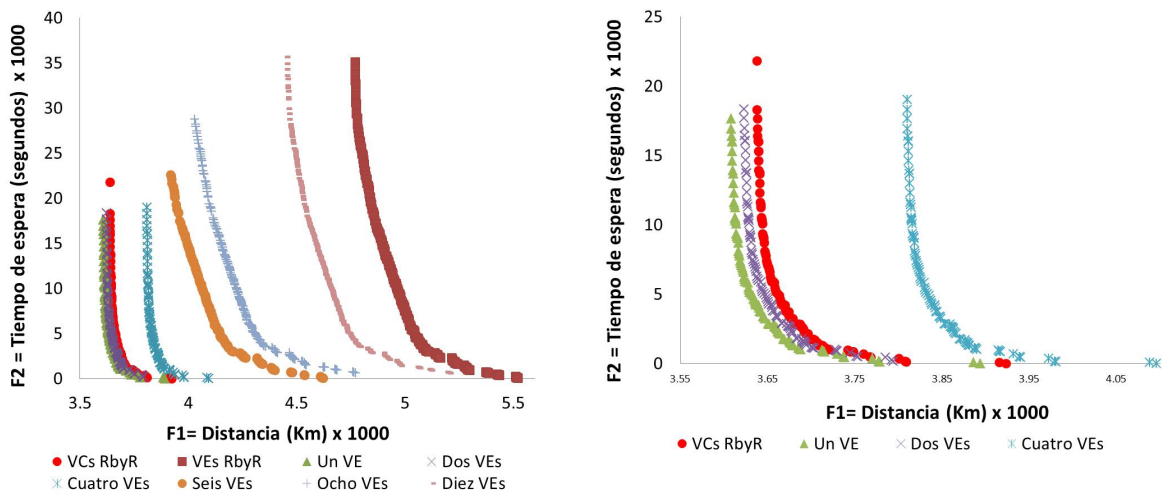
Caso de prueba:UK-150-06



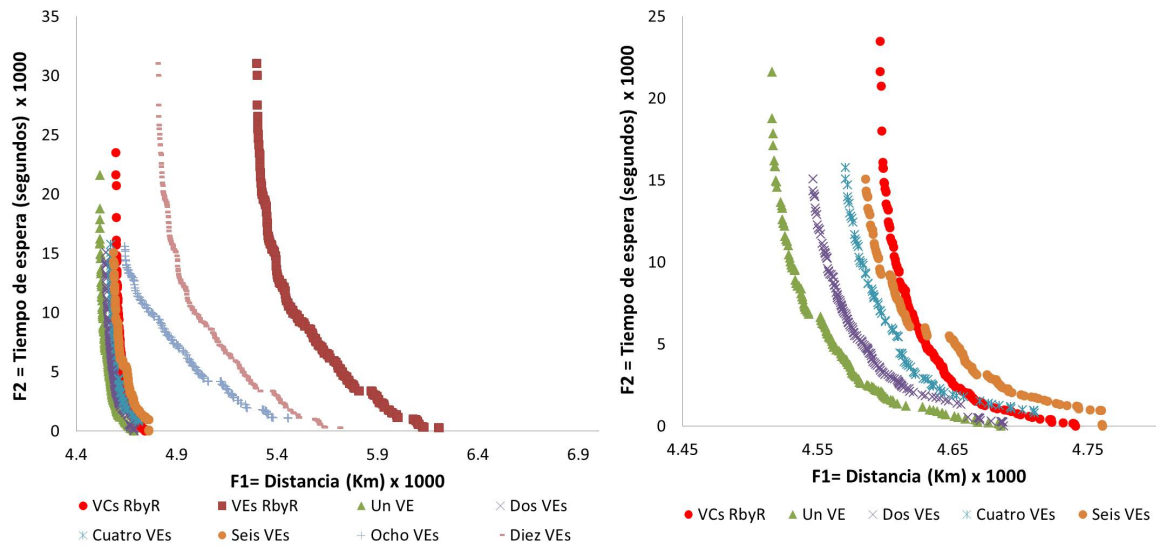
Caso de prueba:UK-150-07



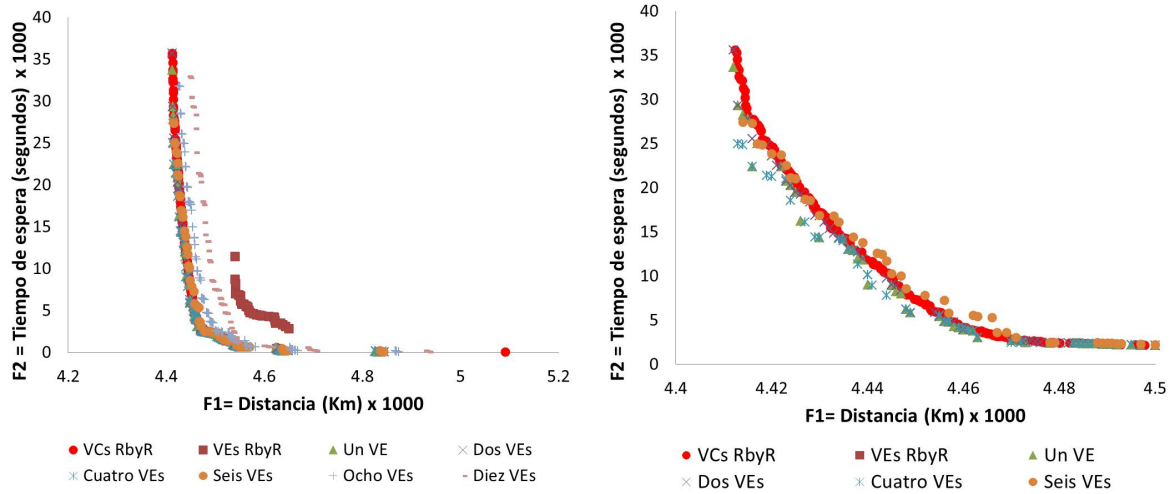
Caso de prueba:UK-150-08



Caso de prueba:UK-150-09

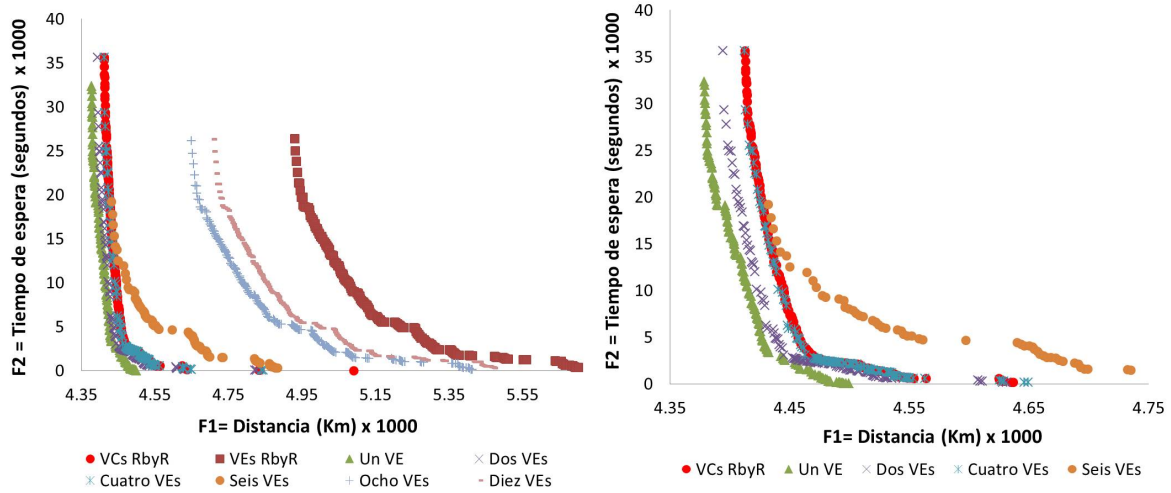


Caso de prueba:UK-200-01

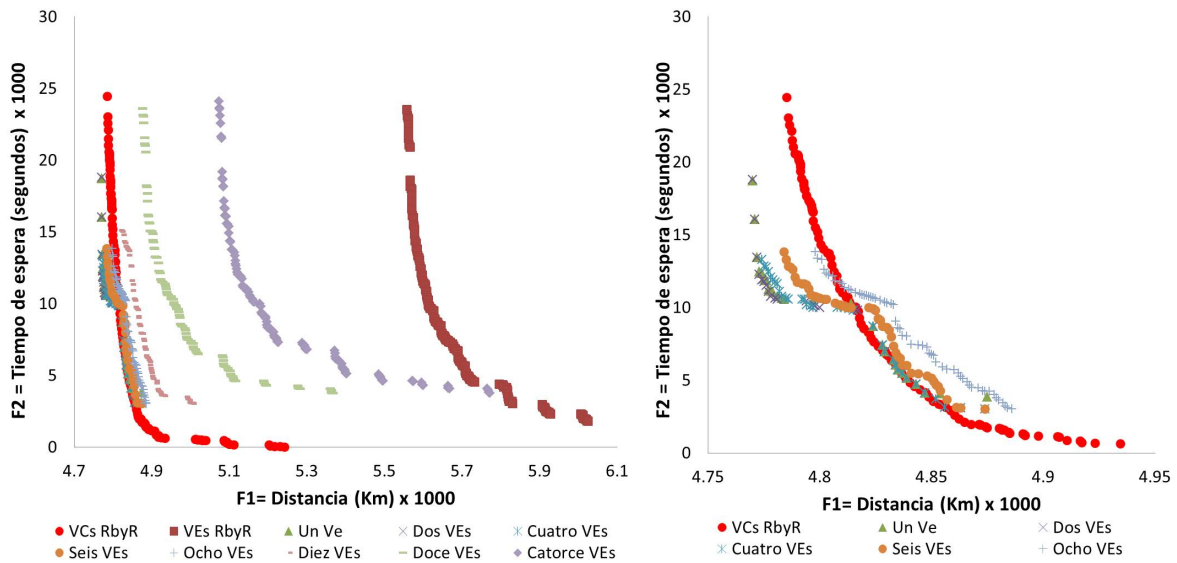


Caso de prueba:UK-200-02

ANEXOS E. SOLUCIONES DEL E-VRPTWMF RESUELTO CON MOEA/D-RBYR149



Caso de prueba:UK-200-03



Caso de prueba:UK-200-05

# Bibliografía

- [1] David M Martin Bovet and W Bob. Camino sin obstáculos. *Gestión Vol. 5, no. 1 (2000 ene.)*, p. 70-74, 2000.
- [2] Merve Keskin and Bülent Çatay. Partial recharge strategies for the electric vehicle routing problem with time windows. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 65:111–127, 2016.
- [3] Paul R Kleindorfer, Kalyan Singhal, and Luk N Van Wassenhove. Sustainable operations management. *Production and operations management*, 14(4):482–492, 2005.
- [4] Abdelkader Sbihi and Richard W Eglese. Combinatorial optimization and green logistics. *Annals of Operations Research*, 175(1):159–175, 2010.
- [5] Gerhard Hiermann, Jakob Puchinger, Stefan Ropke, and Richard F Hartl. The electric fleet size and mix vehicle routing problem with time windows and recharging stations. *European Journal of Operational Research*, 252(3):995–1018, 2016.
- [6] Michael Schneider, Andreas Stenger, and Dominik Goeke. The electric vehicle-routing problem with time windows and recharging stations. *Transportation Science*, 48(4):500–520, 2014.
- [7] Andrés Muñoz-Villamizar, Jairo R Montoya-Torres, and Javier Faulin. Impact of the use of electric vehicles in collaborative urban transport networks: A case study. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 50:40–54, 2017.
- [8] Philippe Lebeau, Cedric De Cauwer, Joeri Van Mierlo, Cathy Macharis, Wouter Verbeke, and Thierry Coosemans. Conventional, hybrid, or electric vehicles: which technology for an urban distribution centre? *The Scientific World Journal*, 2015, 2015.
- [9] Francesco Alesiani and Nitin Maslekar. Optimization of charging stops for fleet of electric vehicles: A genetic approach. *IEEE Intelligent transportation systems magazine*, 6(3):10–21, 2014.



- [10] Donald A Pierre. *Optimization theory with applications*. Courier Corporation, 1986.
- [11] George B Dantzig and John H Ramser. The truck dispatching problem. *Management science*, 6(1):80–91, 1959.
- [12] Paolo Toth and Daniele Vigo. *Vehicle routing: problems, methods, and applications*. SIAM, 2014.
- [13] WW Garvin, HW Crandall, JB John, and RA Spellman. Applications of linear programming in the oil industry. *Management Science*, 3(4):407–430, 1957.
- [14] Michel L Balinski and Richard E Quandt. On an integer program for a delivery problem. *Operations Research*, 12(2):300–304, 1964.
- [15] HGM Pullen and MHJ Webb. A computer application to a transport scheduling problem. *The Computer Journal*, 10(1):10–13, 1967.
- [16] Dominik Goeke and Michael Schneider. Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles. *European Journal of Operational Research*, 245(1):81–99, 2015.
- [17] Carlos A Coello Coello, Gary B Lamont, David A Van Veldhuizen, et al. *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems*, volume 5. Springer, 2007.
- [18] Dhekra Rezgui, Jouhaina Chaouachi Siala, Wassila Aggoune-Mtalaa, and Hend Bouziri. Application of a variable neighborhood search algorithm to a fleet size and mix vehicle routing problem with electric modular vehicles. *Computers & Industrial Engineering*, 130:537–550, 2019.
- [19] Yiyong Xiao, Xiaorong Zuo, Ikou Kaku, Shenghan Zhou, and Xing Pan. Development of energy consumption optimization model for the electric vehicle routing problem with time windows. *Journal of Cleaner Production*, 225:647–663, 2019.
- [20] Dhekra Rezgui, Jouhaina Chaouachi-Siala, Wassila Aggoune-Mtalaa, and Hend Bouziri. Application of a memetic algorithm to the fleet size and mix vehicle routing problem with electric modular vehicles. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, pages 301–302, 2017.
- [21] Busra Gulnihan Dascioglu and Gulfem Tuzkaya. A literature review for hybrid vehicle routing problem. In *Industrial Engineering in the Big Data Era*, pages 249–257. Springer, 2019.
- [22] Zhitao Xu, Adel Elomri, Shaligram Pokharel, and Fatih Mutlu. A model for capacitated green vehicle routing problem with the time-varying vehicle speed and soft time windows. *Computers & Industrial Engineering*, 137:106011, 2019.

- [23] Chunli Chen, Huifang Liu, and Zhenhua Wang. Analysis and design of urban traffic congestion in urban intelligent transportation system based on big data and internet of things. In *Proceedings of the 2019 International Conference on Artificial Intelligence and Computer Science*, pages 659–665. ACM, 2019.
- [24] Nathalie Touratier-Muller, Karim Machat, and Jacques Jaussaud. Impact of french governmental policies to reduce freight transportation co2 emissions on small-and medium-sized companies. *Journal of cleaner production*, 215:721–729, 2019.
- [25] Rommert Dekker, Jacqueline Bloemhof, and Ioannis Mallidis. Operations research for green logistics—an overview of aspects, issues, contributions and challenges. *European Journal of Operational Research*, 219(3):671–679, 2012.
- [26] William R Black. *Sustainable transportation: problems and solutions*. Guilford Press, 2010.
- [27] Anjali Mahendra. Vehicle restrictions in four latin american cities: is congestion pricing possible? *Transport Reviews*, 28(1):105–133, 2008.
- [28] Georgina Santos, Hannah Behrendt, Laura Maconi, Tara Shirvani, and Alexander Teytelboym. Part i: Externalities and economic policies in road transport. *Research in Transportation Economics*, 28(1):2–45, 2010.
- [29] Lucas W Davis. The effect of driving restrictions on air quality in mexico city. *Journal of Political Economy*, 116(1):38–81, 2008.
- [30] Maurizio Bruglieri, Ferdinando Pezzella, Ornella Pisacane, and Stefano Suraci. A matheuristic for the electric vehicle routing problem with time windows. *arXiv preprint arXiv:1506.00211*, 2015.
- [31] Maximilian Schiffer and Grit Walther. The electric location routing problem with time windows and partial recharging. *European Journal of Operational Research*, 260(3):995–1013, 2017.
- [32] Samuel Pelletier, Ola Jabali, and Gilbert Laporte. Goods distribution with electric vehicles: Review and research perspectives. In *Technical Report CIRRELT-2014-44*. CIRRELT, Montréal, Canada, 2014.
- [33] Shuai Zhang, Mingzhou Chen, Wenyu Zhang, and Xiaoyu Zhuang. Fuzzy optimization model for electric vehicle routing problem with time windows and recharging stations. *Expert Systems with Applications*, 145:113123, 2020.
- [34] Anna Franceschetti, Emrah Demir, Dorothée Honhon, Tom Van Woensel, Gilbert Laporte, and Mark Stobbe. A metaheuristic for the time-dependent pollution-routing problem. *European Journal of Operational Research*, 259(3):972–991, 2017.

- [35] Ricardo Fukasawa, Qie He, and Yongjia Song. A disjunctive convex programming approach to the pollution-routing problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 94:61–79, 2016.
- [36] Yunyun Niu, Zehua Yang, Ping Chen, and Jianhua Xiao. Optimizing the green open vehicle routing problem with time windows by minimizing comprehensive routing cost. *Journal of cleaner production*, 171:962–971, 2018.
- [37] Qingfu Zhang and Hui Li. Moea/d: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 11(6):712–731, 2007.
- [38] Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal, and TAMT Meyarivan. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2):182–197, 2002.
- [39] Genichi Taguchi, Subir Chowdhury, and Yuin Wu. *Taguchi's quality engineering handbook*. Wiley, 2005.
- [40] Elizabeth Montero, María-Cristina Riff, and Nicolás Rojas-Morales. Tuners review: How crucial are set-up values to find effective parameter values? *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 76:108–118, 2018.
- [41] Merrill M Flood. The traveling-salesman problem. *Operations research*, 4(1):61–75, 1956.
- [42] Emrah Demir, Katy Huckle, Aris Syntetos, Andrew Lahy, and Mike Wilson. Vehicle routing problem: Past and future. In *Contemporary Operations and Logistics*, pages 97–117. Springer, 2019.
- [43] Raafat Elshaer and Hadeer Awad. A taxonomic review of metaheuristic algorithms for solving the vehicle routing problem and its variants. *Computers & Industrial Engineering*, 140:106242, 2020.
- [44] Jalal T Salihi. Energy requirements for electric cars and their impact on electric power generation and distribution systems. *IEEE Transactions on industry applications*, 5:516–532, 1973.
- [45] Robin Cowan and Staffan Hultén. Escaping lock-in: the case of the electric vehicle. *Technological forecasting and social change*, 53(1):61–79, 1996.
- [46] Jesús Moreno Herrero. Impacto del vehículo eléctrico sobre las redes de distribución. *Master's thesis, Escuela Técnica Superior De Ingenieros de Minas*, 2013.
- [47] Camila Andrea Puentes García et al. Programación óptima para la recarga de vehículos eléctricos enchufables y su impacto en las redes eléctricas inteligentes. B.S. thesis, Pereira: Universidad Tecnológica de Pereira, 2014.

- [48] Samuel Pelletier, Ola Jabali, and Gilbert Laporte. 50th anniversary invited article—goods distribution with electric vehicles: review and research perspectives. *Transportation Science*, 50(1):3–22, 2016.
- [49] Ashraf Al-Ghazzawi, Emad Ali, Adnan Nouh, and Evangelhos Zafiriou. On-line tuning strategy for model predictive controllers. *Journal of Process Control*, 11(3):265–284, 2001.
- [50] Nenad Mladenović and Pierre Hansen. Variable neighborhood search. *Computers & operations research*, 24(11):1097–1100, 1997.
- [51] Fred Glover. Tabu search—part i. *ORSA Journal on computing*, 1(3):190–206, 1989.
- [52] Sevgi Erdoğan and Elise Miller-Hooks. A green vehicle routing problem. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 48(1):100–114, 2012.
- [53] Marius M Solomon. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations research*, 35(2):254–265, 1987.
- [54] Wang Li-ying and Song Yuan-bin. Multiple charging station location-routing problem with time window of electric vehicle. *Journal of Engineering Science & Technology Review*, 8(5), 2015.
- [55] Brian A Davis and Miguel A Figliozzi. A methodology to evaluate the competitiveness of electric delivery trucks. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 49(1):8–23, 2013.
- [56] Bruce Golden, Arjang Assad, Larry Levy, and Filip Gheysens. The fleet size and mix vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 11(1):49–66, 1984.
- [57] Fuh-Hwa Liu and Sheng-Yuan Shen. The fleet size and mix vehicle routing problem with time windows. *Journal of the Operational Research society*, 50(7):721–732, 1999.
- [58] Geoff Clarke and John W Wright. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations research*, 12(4):568–581, 1964.
- [59] Arild Hoff, Henrik Andersson, Marielle Christiansen, Geir Hasle, and Arne Løkketangen. Industrial aspects and literature survey: Fleet composition and routing. *Computers & Operations Research*, 37(12):2041–2061, 2010.
- [60] Panagiotis P Repoussis and Christos D Tarantilis. Solving the fleet size and mix vehicle routing problem with time windows via adaptive memory programming. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 18(5):695–712, 2010.

- [61] L Guezouli and S Abdelhamid. A multi-objective optimization of multi-depot fleet size and mix vehicle routing problem with time window. In *Systems and Control (ICSC), 2017 6th International Conference on*, pages 328–333. IEEE, 2017.
- [62] Ons Sassi, W Ramdane Cherif-Khettaf, and Ammar Oulamara. Multi-start iterated local search for the mixed fleet vehicle routing problem with heterogenous electric vehicles. In *European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization*, pages 138–149. Springer, 2015.
- [63] Giusy Macrina, Gilbert Laporte, Francesca Guerriero, and Luigi Di Puglia Pugliese. An energy-efficient green-vehicle routing problem with mixed vehicle fleet, partial battery recharging and time windows. *European Journal of Operational Research*, 276(3):971–982, 2019.
- [64] Murat Yilmaz and Philip T Krein. Review of battery charger topologies, charging power levels, and infrastructure for plug-in electric and hybrid vehicles. *IEEE transactions on Power Electronics*, 28(5):2151–2169, 2012.
- [65] Juan De Santiago, Hans Bernhoff, Boel Ekergård, Sandra Eriksson, Senad Ferhatovic, Rafael Waters, and Mats Leijon. Electrical motor drivelines in commercial all-electric vehicles: A review. *IEEE Transactions on vehicular technology*, 61(2):475–484, 2011.
- [66] Languang Lu, Xuebing Han, Jianqiu Li, Jianfeng Hua, and Minggao Ouyang. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles. *Journal of power sources*, 226:272–288, 2013.
- [67] Tomislav Erdelić and Tonči Carić. A survey on the electric vehicle routing problem: variants and solution approaches. *Journal of Advanced Transportation*, 2019, 2019.
- [68] Ryan G Conrad and Miguel Andres Figliozzi. The recharging vehicle routing problem. In *IIE Annual Conference. Proceedings*, page 1. Institute of Industrial and Systems Engineers (IISE), 2011.
- [69] J Paz, M Granada-Echeverri, and J Escobar. The multi-depot electric vehicle location routing problem with time windows. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 9(1):123–136, 2018.
- [70] Anagnostopoulou Afroditi, Maria Boile, Sotirios Theofanis, Eleftherios Sdoukopoulos, and Dimitrios Margaritis. Electric vehicle routing problem with industry constraints: trends and insights for future research. *Transportation Research Procedia*, 3:452–459, 2014.
- [71] Maurizio Bruglieri, Ferdinando Pezzella, Ornella Pisacane, and Stefano Suraci. A variable neighborhood search branching for the electric vehicle routing problem with time windows. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 47:221–228, 2015.

- [72] Jinbo Chen, Mingyao Qi, and Lixin Miao. The electric vehicle routing problem with time windows and battery swapping stations. In *Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), 2016 IEEE International Conference on*, pages 712–716. IEEE, 2016.
- [73] Angel Alejandro Juan, Carlos Alberto Mendez, Javier Faulin, Jesica de Armas, and Scott Erwin Grasman. Electric vehicles in logistics and transportation: a survey on emerging environmental, strategic, and operational challenges. *Energies*, 9(2):86, 2016.
- [74] Guy Desaulniers, Fausto Errico, Stefan Irnich, and Michael Schneider. Exact algorithms for electric vehicle-routing problems with time windows. *Operations Research*, 64(6):1388–1405, 2016.
- [75] Maurizio Bruglieri, Simona Mancini, Ferdinando Pezzella, Ornella Pisacane, and Stefano Suraci. A three-phase matheuristic for the time-effective electric vehicle routing problem with partial recharges. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 58:95–102, 2017.
- [76] Ramin Raeesi and Konstantinos G Zografos. The electric vehicle routing problem with time windows and synchronised mobile battery swapping. *Transportation Research Part B: Methodological*, 140:101–129, 2020.
- [77] Baoxiang Li, Shashi Shekhar Jha, and Hoong Chuin Lau. Route planning for a fleet of electric vehicles with waiting times at charging stations. In *European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization (Part of EvoStar)*, pages 66–82. Springer, 2019.
- [78] Yuzhen Zhou, Li Chen, Yuling Yang, Yan Li, Guangquan Cheng, Yanghui Fu, Cunchao Zhu, Yao Liu, and Huiting Mao. Electric vehicle routing problem: Model and algorithm. In *2020 12th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA)*, pages 1049–1054. IEEE, 2020.
- [79] Christian Thiel, Anastasios Tsakalidis, and Arnulf Jäger-Waldau. Will electric vehicles be killed (again) or are they the next mobility killer app? *Energies*, 13(7):1828, 2020.
- [80] Puca Huachi Vaz Penna, H Murat Afsar, Christian Prins, and Caroline Prodhon. A hybrid iterative local search algorithm for the electric fleet size and mix vehicle routing problem with time windows and recharging stations. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12):955–960, 2016.
- [81] Olli Bräysy, Wout Dullaert, Geir Hasle, David Mester, and Michel Gendreau. An effective multirestart deterministic annealing metaheuristic for the fleet size and mix vehicle-routing problem with time windows. *Transportation Science*, 42(3):371–386, 2008.

- [82] Panagiotis P Repoussis, Christos D Tarantilis, and George Ioannou. An evolutionary algorithm for the open vehicle routing problem with time windows. In *Bio-inspired algorithms for the vehicle routing problem*, pages 55–75. Springer, 2009.
- [83] Mauro Dell’Amico, Michele Monaci, Corrado Pagani, and Daniele Vigo. Heuristic approaches for the fleet size and mix vehicle routing problem with time windows. *Transportation Science*, 41(4):516–526, 2007.
- [84] Çağrı Koç, Tolga Bektaş, Ola Jabali, and Gilbert Laporte. The fleet size and mix pollution-routing problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 70:239–254, 2014.
- [85] Gerhard Hiermann, Richard F Hartl, Jakob Puchinger, and Thibaut Vidal. Routing a mix of conventional, plug-in hybrid, and electric vehicles. *European Journal of Operational Research*, 272(1):235–248, 2019.
- [86] Giusy Macrina, Luigi Di Puglia Pugliese, Francesca Guerriero, and Gilbert Laporte. The green mixed fleet vehicle routing problem with partial battery recharging and time windows. *Computers & Operations Research*, 101:183–199, 2019.
- [87] Emrah Demir, Tolga Bektaş, and Gilbert Laporte. An adaptive large neighborhood search heuristic for the pollution-routing problem. *European Journal of Operational Research*, 223(2):346–359, 2012.
- [88] Komar Udin, Robin Gui, and Arry Rahmawan. Green vehicle routing problem with heterogeneous fleet and time windows. In *Proceedings of the 6th International Conference on Software and Computer Applications*, pages 223–227, 2017.
- [89] Lahcene Guezouli and Samir Abdelhamid. Multi-objective optimisation using genetic algorithm based clustering for multi-depot heterogeneous fleet vehicle routing problem with time windows. *International Journal of Mathematics in Operational Research*, 13(3):332–349, 2018.
- [90] Padmabati Chand and JR Mohanty. Multi objective genetic approach for solving vehicle routing problem. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 5(6):846, 2013.
- [91] Majid Eskandarpour, Djamila Ouelhadj, Sara Hatami, Angel A Juan, and Banafsheh Khosravi. Enhanced multi-directional local search for the bi-objective heterogeneous vehicle routing problem with multiple driving ranges. *European Journal of Operational Research*, 277(2):479–491, 2019.
- [92] Yang Yu, Sihan Wang, Junwei Wang, and Min Huang. A branch-and-price algorithm for the heterogeneous fleet green vehicle routing problem with time windows. *Transportation Research Part B: Methodological*, 122:511–527, 2019.

- [93] Maliheh Ganji, Hamed Kazemipoor, Seyyed Mohammad Hadji Molana, and Seyyed Mojtaba Sajadi. A green multi-objective integrated scheduling of production and distribution with heterogeneous fleet vehicle routing and time windows. *Journal of Cleaner Production*, page 120824, 2020.
- [94] Ziqi Wang and Peihan Wen. Optimization of a low-carbon two-echelon heterogeneous-fleet vehicle routing for cold chain logistics under mixed time window. *Sustainability*, 12(5):1967, 2020.
- [95] Mei-xian Song, Jun-qing Li, Yun-qi Han, Yu-yan Han, Li-li Liu, and Qun Sun. Metaheuristics for solving the vehicle routing problem with the time windows and energy consumption in cold chain logistics. *Applied Soft Computing*, 95:106561, 2020.
- [96] Michael Schneider, Andreas Stenger, and Julian Hof. An adaptive vns algorithm for vehicle routing problems with intermediate stops. *Or Spectrum*, 37(2):353–387, 2015.
- [97] Wei Feng and Miguel Figliozzi. An economic and technological analysis of the key factors affecting the competitiveness of electric commercial vehicles: A case study from the usa market. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 26:135–145, 2013.
- [98] Xuan Ren, Hui Huang, Shuo Feng, and Gongqian Liang. An improved variable neighborhood search for bi-objective mixed-energy fleet vehicle routing problem. *Journal of Cleaner Production*, page 124155, 2020.
- [99] Nikita O Kapustin and Dmitry A Grushevenko. Long-term electric vehicles outlook and their potential impact on electric grid. *Energy Policy*, 137:111103, 2020.
- [100] M Murat Köksalan, Jyrki Wallenius, and Stanley Zionts. *Multiple criteria decision making: from early history to the 21st century*. World Scientific, 2011.
- [101] Kaisa Miettinen. *Nonlinear multiobjective optimization*, volume 12. Springer Science & Business Media, 2012.
- [102] John Current and Michael Marsh. Multiobjective transportation network design and routing problems: Taxonomy and annotation. *European Journal of Operational Research*, 65(1):4–19, 1993.
- [103] Nicolas Jozefowicz, Frédéric Semet, and El-Ghazali Talbi. Multi-objective vehicle routing problems. *European journal of operational research*, 189(2):293–309, 2008.
- [104] Emrah Demir, Tolga Bektaş, and Gilbert Laporte. The bi-objective pollution-routing problem. *European Journal of Operational Research*, 232(3):464–478, 2014.



- [105] Abel Garcia-Najera and John A Bullinaria. An improved multi-objective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *Computers & Operations Research*, 38(1):287–300, 2011.
- [106] Kay Chen Tan, Chun Yew Cheong, and Chi Keong Goh. Solving multiobjective vehicle routing problem with stochastic demand via evolutionary computation. *European Journal of operational research*, 177(2):813–839, 2007.
- [107] Fabien Tricoire, Alexandra Graf, and Walter J Gutjahr. The bi-objective stochastic covering tour problem. *Computers & operations research*, 39(7):1582–1592, 2012.
- [108] Raúl Baños, Julio Ortega, Consolación Gil, Antonio L Márquez, and Francisco De Toro. A hybrid meta-heuristic for multi-objective vehicle routing problems with time windows. *Computers & Industrial Engineering*, 65(2):286–296, 2013.
- [109] Iris Abril Martínez-Salazar, Julian Molina, Francisco Ángel-Bello, Trinidad Gómez, and Rafael Caballero. Solving a bi-objective transportation location routing problem by metaheuristic algorithms. *European Journal of Operational Research*, 234(1):25–36, 2014.
- [110] Elin E Halvorsen-Weare and Martin WP Savelsbergh. The bi-objective mixed capacitated general routing problem with different route balance criteria. *European Journal of Operational Research*, 251(2):451–465, 2016.
- [111] Tsung-Che Chiang and Wei-Huai Hsu. A knowledge-based evolutionary algorithm for the multiobjective vehicle routing problem with time windows. *Computers & Operations Research*, 45:25–37, 2014.
- [112] Funda Samanlioglu. A multi-objective mathematical model for the industrial hazardous waste location-routing problem. *European Journal of Operational Research*, 226(2):332–340, 2013.
- [113] Kannan Govindan, Ahmad Jafarian, and Vahid Nourbakhsh. Bi-objective integrating sustainable order allocation and sustainable supply chain network strategic design with stochastic demand using a novel robust hybrid multi-objective metaheuristic. *Computers & Operations Research*, 62:112–130, 2015.
- [114] Abel García-Nájera, John A Bullinaria, and Miguel A Gutiérrez-Andrade. An evolutionary approach for multi-objective vehicle routing problems with backhauls. *Computers & Industrial Engineering*, 81:90–108, 2015.
- [115] Kris Braekers, Richard F Hartl, Sophie N Parragh, and Fabien Tricoire. A bi-objective home care scheduling problem: Analyzing the trade-off between costs and client inconvenience. *European Journal of Operational Research*, 248(2):428–443, 2016.

- [116] Hongtao Lei, Rui Wang, and Gilbert Laporte. Solving a multi-objective dynamic stochastic districting and routing problem with a co-evolutionary algorithm. *Computers & Operations Research*, 67:12–24, 2016.
- [117] Yutao Qi, Zhanting Hou, He Li, Jianbin Huang, and Xiaodong Li. A decomposition based memetic algorithm for multi-objective vehicle routing problem with time windows. *Computers & Operations Research*, 62:61–77, 2015.
- [118] Ali Kourank Beheshti, Seyed Reza Hejazi, and Mehdi Alinaghian. The vehicle routing problem with multiple prioritized time windows: A case study. *Computers & Industrial Engineering*, 90:402–413, 2015.
- [119] Eliana M Toro, John F Franco, Mauricio Granada Echeverri, and Frederico Gadelha Guimarães. A multi-objective model for the green capacitated location-routing problem considering environmental impact. *Computers & Industrial Engineering*, 110:114–125, 2017.
- [120] Amir Mohammad Fathollahi-Fard, Mostafa Hajiaghaei-Keshteli, and Reza Tavakkoli-Moghaddam. A bi-objective green home health care routing problem. *Journal of Cleaner Production*, 200:423–443, 2018.
- [121] Jin Li, Danping Wang, and Jianghua Zhang. Heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem based on fuel and carbon emissions. *Journal of Cleaner Production*, 201:896–908, 2018.
- [122] Gustavo A Bula, H Murat Afsar, Fabio A González, Caroline Prodhon, and Nubia Velasco. Bi-objective vehicle routing problem for hazardous materials transportation. *Journal of cleaner production*, 206:976–986, 2019.
- [123] H Kargari Esfand Abad, Behnam Vahdani, M Sharifi, and F Etebari. A bi-objective model for pickup and delivery pollution-routing problem with integration and consolidation shipments in cross-docking system. *Journal of cleaner production*, 193:784–801, 2018.
- [124] Hermann Gehring and Jörg Homberger. Parallelization of a two-phase metaheuristic for routing problems with time windows. *Journal of heuristics*, 8(3):251–276, 2002.
- [125] Beatrice Ombuki, Brian J Ross, and Franklin Hanshar. Multi-objective genetic algorithms for vehicle routing problem with time windows. *Applied Intelligence*, 24(1):17–30, 2006.
- [126] Yue-Jiao Gong, Jun Zhang, Ou Liu, Rui-Zhang Huang, Henry Shu-Hung Chung, and Yu-Hui Shi. Optimizing the vehicle routing problem with time windows: a discrete particle swarm optimization approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 42(2):254–267, 2011.

- [127] Keivan Ghoseiri and Seyed Farid Ghannadpour. Multi-objective vehicle routing problem with time windows using goal programming and genetic algorithm. *Applied Soft Computing*, 10(4):1096–1107, 2010.
- [128] Belén Melián-Batista, Alondra De Santiago, Francisco AngelBello, and Ada Alvarez. A bi-objective vehicle routing problem with time windows: A real case in tenerife. *Applied Soft Computing*, 17:140–152, 2014.
- [129] Wenqiang Zhang, Diji Yang, Guohui Zhang, and Mitsuo Gen. Hybrid multiobjective evolutionary algorithm with fast sampling strategy-based global search and route sequence difference-based local search for vrptw. *Expert Systems with Applications*, 145:113151, 2020.
- [130] Erfan Babae Tirkolae, Alireza Goli, Amin Faridnia, Mehdi Soltani, and Gerhard-Wilhelm Weber. Multi-objective optimization for the reliable pollution-routing problem with cross-dock selection using pareto-based algorithms. *Journal of Cleaner Production*, 276:122927, 2020.
- [131] Sung-Chul Hong and Yang-Byung Park. A heuristic for bi-objective vehicle routing with time window constraints. *International Journal of Production Economics*, 62(3):249–258, 1999.
- [132] Slim Belhaiza, Pierre Hansen, and Gilbert Laporte. A hybrid variable neighborhood tabu search heuristic for the vehicle routing problem with multiple time windows. *Computers & Operations Research*, 52:269–281, 2014.
- [133] Pedro Amorim and Bernardo Almada-Lobo. The impact of food perishability issues in the vehicle routing problem. *Computers & Industrial Engineering*, 67:223–233, 2014.
- [134] Zu-Jun Ma, Yao Wu, and Ying Dai. A combined order selection and time-dependent vehicle routing problem with time widows for perishable product delivery. *Computers & Industrial Engineering*, 114:101–113, 2017.
- [135] Changshi Liu, Gang Kou, Xiancheng Zhou, Yi Peng, Huyi Sheng, and Fawaz E Alsaadi. Time-dependent vehicle routing problem with time windows of city logistics with a congestion avoidance approach. *Knowledge-Based Systems*, 188:104813, 2020.
- [136] Gilbert Laporte. The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms. *European journal of operational research*, 59(3):345–358, 1992.
- [137] Nicos Christofides, Aristide Mingozzi, and Paolo Toth. Exact algorithms for the vehicle routing problem, based on spanning tree and shortest path relaxations. *Mathematical programming*, 20(1):255–282, 1981.

- [138] Gilbert Laporte, Yves Nobert, and Martin Desrochers. Optimal routing under capacity and distance restrictions. *Operations research*, 33(5):1050–1073, 1985.
- [139] Ricardo Fukasawa, Humberto Longo, Jens Lysgaard, Marcus Poggi De Aragão, Marcelo Reis, Eduardo Uchoa, and Renato F Werneck. Robust branch-and-cut-and-price for the capacitated vehicle routing problem. *Mathematical programming*, 106(3):491–511, 2006.
- [140] Yogesh Agarwal, Kamlesh Mathur, and Harvey M Salkin. A set-partitioning-based exact algorithm for the vehicle routing problem. *Networks*, 19(7):731–749, 1989.
- [141] Víctor Yepes Piqueras. *Optimización heurística económica aplicada a las redes de transporte del tipo VRPTW*. PhD thesis, Universitat Politècnica de València, 2008.
- [142] Alfredo Olivera. Heurísticas para problemas de ruteo de vehículos. *Reportes Técnicos 04-08*, 2004.
- [143] JAQUE PIRABÁN. Ra métodos aproximados para la solución del problema de enrutamiento de vehículos, 2008.
- [144] Jean-Francois Cordeau, Michel Gendreau, Gilbert Laporte, Jean-Yves Potvin, and Frédéric Semet. A guide to vehicle routing heuristics. *Journal of the Operational Research society*, 53(5):512–522, 2002.
- [145] Gilbert Laporte, Michel Gendreau, J-Y Potvin, and Frédéric Semet. Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem. *International transactions in operational research*, 7(4-5):285–300, 2000.
- [146] Grigorios D Konstantakopoulos, Sotiris P Gayialis, and Evripidis P Kechagias. Vehicle routing problem and related algorithms for logistics distribution: a literature review and classification. *Operational Research*, pages 1–30, 2020.
- [147] Linda Bibiana Rocha Medina, Elsa Cristina González La Rotta, and Javier Arturo Orjuela Castro. Una revisión al estado del arte del problema de ruteo de vehículos: Evolución histórica y métodos de solución. *Ingeniería*, 16(2):35–55, 2011.
- [148] Julio Mario Daza-Escorcía, Jairo Rafael Montoya-Torres, Francesco Narducci-Marín, et al. Resolución del problema de enrutamiento de vehículos con limitaciones de capacidad utilizando un procedimiento metaheurístico de dos fases. *Revista EIA*, 2013.
- [149] Billy E Gillett and Leland R Miller. A heuristic algorithm for the vehicle-dispatch problem. *Operations research*, 22(2):340–349, 1974.

- [150] Ibrahim Hassan Osman. Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem. *Annals of operations research*, 41(4):421–451, 1993.
- [151] Shen Lin. Computer solutions of the traveling salesman problem. *Bell System Technical Journal*, 44(10):2245–2269, 1965.
- [152] Alex Van Breedam. *An Analysis of the Behavior of Heuristics for the Vehicle Routing Problem for a Selection of Problems with Vehicle-related, Customer-related, and Time-related Constraints*. RUCA, 1994.
- [153] Paul M Thompson and Harilaos N Psaraftis. Cyclic transfer algorithm for multivehicle routing and scheduling problems. *Operations research*, 41(5):935–946, 1993.
- [154] David E Goldberg and John Henry Holland. Genetic algorithms and machine learning. *Kluwer Academic Publishers-Plenum Publishers; Kluwer Academic Publishers . . .*, 1988.
- [155] Richard Dawkins. *The selfish gene*. Oxford university press, 2016.
- [156] James Kennedy and Russell Eberhart. Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*, volume 4, pages 1942–1948. IEEE, 1995.
- [157] Marco Dorigo and Gianni Di Caro. Ant colony optimization: a new meta-heuristic. In *Proceedings of the 1999 congress on evolutionary computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)*, volume 2, pages 1470–1477. IEEE, 1999.
- [158] Fred Glover, Manuel Laguna, and Rafael Martí. Fundamentals of scatter search and path relinking. *Control and cybernetics*, 29(3):653–684, 2000.
- [159] Scott Kirkpatrick, C Daniel Gelatt, Mario P Vecchi, et al. Optimization by simulated annealing. *science*, 220(4598):671–680, 1983.
- [160] Thomas A Feo and Mauricio GC Resende. Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of global optimization*, 6(2):109–133, 1995.
- [161] Pierre Hansen, Nenad Mladenović, and Dionisio Perez-Britos. Variable neighborhood decomposition search. *Journal of Heuristics*, 7(4):335–350, 2001.
- [162] David Pisinger and Stefan Ropke. Large neighborhood search. In *Handbook of metaheuristics*, pages 399–419. Springer, 2010.
- [163] Richard S Rosenberg. Simulation of genetic populations with biochemical properties: technical report. Technical report, College of literature, science, and the arts. Department of communication sciences, 1967.

- [164] Carlos M Fonseca and Peter J Fleming. An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization. *Evolutionary computation*, 3(1):1–16, 1995.
- [165] Carlos A Coello Coello. A comprehensive survey of evolutionary-based multiobjective optimization techniques. *Knowledge and Information systems*, 1(3):269–308, 1999.
- [166] Hisashi Tamaki, Hajime Kita, and Shigenobu Kobayashi. Multi-objective optimization by genetic algorithms: A review. In *Proceedings of IEEE international conference on evolutionary computation*, pages 517–522. IEEE, 1996.
- [167] Qasem Al-Tashi, Said Jadid Abdulkadir, Helmi Md Rais, Seyedali Mirjalili, and Hitham Alhussian. Approaches to multi-objective feature selection: A systematic literature review. *IEEE Access*, 8:125076–125096, 2020.
- [168] Eckart Zitzler and Lothar Thiele. Multiobjective optimization using evolutionary algorithms—a comparative case study. In *International conference on parallel problem solving from nature*, pages 292–301. Springer, 1998.
- [169] Eckart Zitzler, Marco Laumanns, and Lothar Thiele. Spea2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm. *TIK-report*, 103, 2001.
- [170] Carlos A Coello Coello and Gary B Lamont. *Applications of multi-objective evolutionary algorithms*, volume 1. World Scientific, 2004.
- [171] Kalyanmoy Deb. Multi-objective optimization. In *Search methodologies*, pages 403–449. Springer, 2014.
- [172] Kalyanmoy Deb. Introduction to evolutionary multiobjective optimization. In *Multiobjective Optimization*, pages 59–96. Springer, 2008.
- [173] Carlos Ferreira, Carlos Fonseca, JA Covas, and A Gaspar-Cunha. *Evolutionary multi-objective robust optimization*. I-Tech Education and Publishing, 2008.
- [174] R Timothy Marler and Jasbir S Arora. Survey of multi-objective optimization methods for engineering. *Structural and multidisciplinary optimization*, 26(6):369–395, 2004.
- [175] CA Coello Coello. Evolutionary multi-objective optimization: a historical view of the field. *IEEE computational intelligence magazine*, 1(1):28–36, 2006.
- [176] Efrén Mezura-Montes, Margarita Reyes-Sierra, and Carlos A Coello Coello. Multi-objective optimization using differential evolution: a survey of the state-of-the-art. In *Advances in differential evolution*, pages 173–196. Springer, 2008.
- [177] Nacima Labadi, Christian Prins, and Mohamed Reghioui. A memetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *RAIRO-Operations research*, 42(3):415–431, 2008.

- [178] Masoud Rabbani, Razieh Heidari, and Reza Yazdanparast. A stochastic multi-period industrial hazardous waste location-routing problem: Integrating nsga-ii and monte carlo simulation. *European Journal of Operational Research*, 272(3):945–961, 2019.
- [179] Mehdi Rashidnejad, Sadoullah Ebrahimnejad, and Jalal Safari. A bi-objective model of preventive maintenance planning in distributed systems considering vehicle routing problem. *Computers & Industrial Engineering*, 120:360–381, 2018.
- [180] Kanchana Sethanan and Woraya Neungmatcha. Multi-objective particle swarm optimization for mechanical harvester route planning of sugarcane field operations. *European Journal of Operational Research*, 252(3):969–984, 2016.
- [181] Arman Nedjati, Gokhan Izbirak, and Jamal Arkat. Bi-objective covering tour location routing problem with replenishment at intermediate depots: Formulation and meta-heuristics. *Computers & Industrial Engineering*, 110:191–206, 2017.
- [182] Brad L Miller, David E Goldberg, et al. Genetic algorithms, tournament selection, and the effects of noise. *Complex systems*, 9(3):193–212, 1995.
- [183] L Darrell Whitley, Timothy Starkweather, and D’Ann Fuquay. Scheduling problems and traveling salesmen: The genetic edge recombination operator. In *ICGA*, volume 89, pages 133–40, 1989.
- [184] Eckart Zitzler and Lothar Thiele. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength pareto approach. *IEEE transactions on Evolutionary Computation*, 3(4):257–271, 1999.
- [185] David A Van Veldhuizen. Multiobjective evolutionary algorithms: classifications, analyses, and new innovations. Technical report, AIR FORCE INST OF TECH WRIGHT-PATTERSONAFB OH SCHOOL OF ENGINEERING, 1999.
- [186] Eckart Zitzler. *Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: Methods and applications*, volume 63. Citeseer, 1999.
- [187] Joshua D Knowles, David W Corne, and Mark Fleischer. Bounded archiving using the lebesgue measure. In *The 2003 Congress on Evolutionary Computation, 2003. CEC’03.*, volume 4, pages 2490–2497. IEEE, 2003.
- [188] Mark Fleischer. The measure of pareto optima applications to multi-objective metaheuristics. In *International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, pages 519–533. Springer, 2003.
- [189] Joel Alberto Cedeño Muñoz. Análisis de rendimiento de una propuesta algorítmica basada en la búsqueda local multiobjetivo mols. *Revista Publicando*, 2(5):21–35, 2015.

- [190] David A Van Veldhuizen and Gary B Lamont. Multiobjective evolutionary algorithm research: A history and analysis. Technical report, Citeseer, 1998.
- [191] Reinaldo Javier Moraga. *Meta-RaPS: an effective solution approach for combinatorial problems*. PhD thesis, University of Central Florida, 2002.
- [192] Miguel Cárdenas-Montes. Predicting hardness of travelling salesman problem instances. In *Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence*, pages 68–78. Springer, 2016.
- [193] Selmar Kagiso Smit. *Parameter tuning and scientific testing in evolutionary algorithms*. Vrije Universiteit, 2012.
- [194] Enda Ridge and Daniel Kudenko. Tuning an algorithm using design of experiments. In *Experimental methods for the analysis of optimization algorithms*, pages 265–286. Springer, 2010.
- [195] Douglas C Montgomery, Elizabeth A Peck, and G Geoffrey Vining. *Introduction to linear regression analysis*, volume 821. John Wiley & Sons, 2012.
- [196] Humberto Gutiérrez Pulido, Román De la Vara Salazar, Porfirio Gutiérrez González, Carlos Téllez Martínez, and María del Carmen Temblador Pérez. *Análisis y diseño de experimentos*. McGraw-Hill, 2004.
- [197] Frank Hutter, Holger H Hoos, Kevin Leyton-Brown, and Thomas Stützle. Paramils: an automatic algorithm configuration framework. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 36(1):267–306, 2009.
- [198] Frank Hutter, Holger H Hoos, and Kevin Leyton-Brown. Sequential model-based optimization for general algorithm configuration. In *International Conference on Learning and Intelligent Optimization*, pages 507–523. Springer, 2011.
- [199] Thomas Stützle and Manuel López-Ibáñez. Automated design of metaheuristic algorithms. In *Handbook of Metaheuristics*, pages 541–579. Springer, 2019.
- [200] Belarmino Adenso-Diaz and Manuel Laguna. Fine-tuning of algorithms using fractional experimental designs and local search. *Operations research*, 54(1):99–114, 2006.
- [201] King-Wah Pang. An adaptive parallel route construction heuristic for the vehicle routing problem with time windows constraints. *Expert Systems with Applications*, 38(9):11939–11946, 2011.
- [202] Jarmo T Alander. On optimal population size of genetic algorithms. In *CompEuro 1992 Proceedings computer systems and software engineering*, pages 65–70. IEEE, 1992.



- [203] Jaroslaw Arabas, Zbigniew Michalewicz, and Jan Mulawka. Gavaps-a genetic algorithm with varying population size. In *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation. IEEE World Congress on Computational Intelligence*, pages 73–78. IEEE, 1994.
- [204] Michael Omoniyi Odetayo. Optimal population size for genetic algorithms: an investigation. In *IEE Colloquium on Genetic Algorithms for Control Systems Engineering*, pages 2–1. IET, 1993.
- [205] Kay Chen Tan, Tong Heng Lee, and Eik Fun Khor. Evolutionary algorithms with dynamic population size and local exploration for multiobjective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 5(6):565–588, 2001.
- [206] Hui Li and Qingfu Zhang. Multiobjective optimization problems with complicated pareto sets, moea/d and nsga-ii. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 13(2):284–302, 2009.
- [207] Reza Eshtehadi, Mohammad Fathian, Mir Saman Pishvaei, and Emrah Demir. A hybrid metaheuristic algorithm for the robust pollution-routing problem. *Journal of Industrial and Systems Engineering*, 11(1):244–257, 2018.